Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University 41:2 (2026) 1063-1077

Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi
Journal of The Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University
Elektronik / Online ISSN : 1304 - 4915
Basılı / Printed ISSN : 1300 - 1884

An approach to the integrated analysis of technology trends with patentometrics

Serkan Altuntaş[1]*, Semih Kansu
Department of Industrial Engineering, Faculty of Mechanical, Yildiz Technical University, 34349, Yildiz, İstanbul, Türkiye

Highlights:

- An integrated method for determining technology trends with patentometrics
- Creating technology clusters with K-means method
- Technology trend analysis with Entropy based VIKOR method and ARIMA model

Keywords:

- Patent analysis
- Clustering
- Patent quality evaluation
- Technology trend analysis

Article Info:

Research Article
Received: 12.03.2025
Accepted: 08.04.2026

DOI:

10.17341/gazimmfd.1655811

Acknowledgement:

This study was supported by the TÜBİTAK 2244 Industry Doctorate Program, project number 119C064. The authors thank the TÜBİTAK Science and Technology Research Council Directorate (BİDEB) and TOFAŞ Turkish Automobile Factory Inc., the university-industry collaboration partner, for their support. Author Semih Kansu states that this study was submitted to fulfill one of the requirements for a doctoral degree at Yıldız Technical University

Correspondence:

Author: Serkan Altuntaş
e-mail: serkan@yildiz.edu.tr
phone: +90 507 769 6963

Graphical/Tabular Abstract

In this paper, 32578 supply chain patents were divided into 14 clusters using the K-means clustering algorithm. The Entropy-VIKOR method was used to evaluate patent quality. Technology trend analysis was conducted using time series analysis and ARIMA. The integrated methodology proposed in this study is illustrated in Figure A.

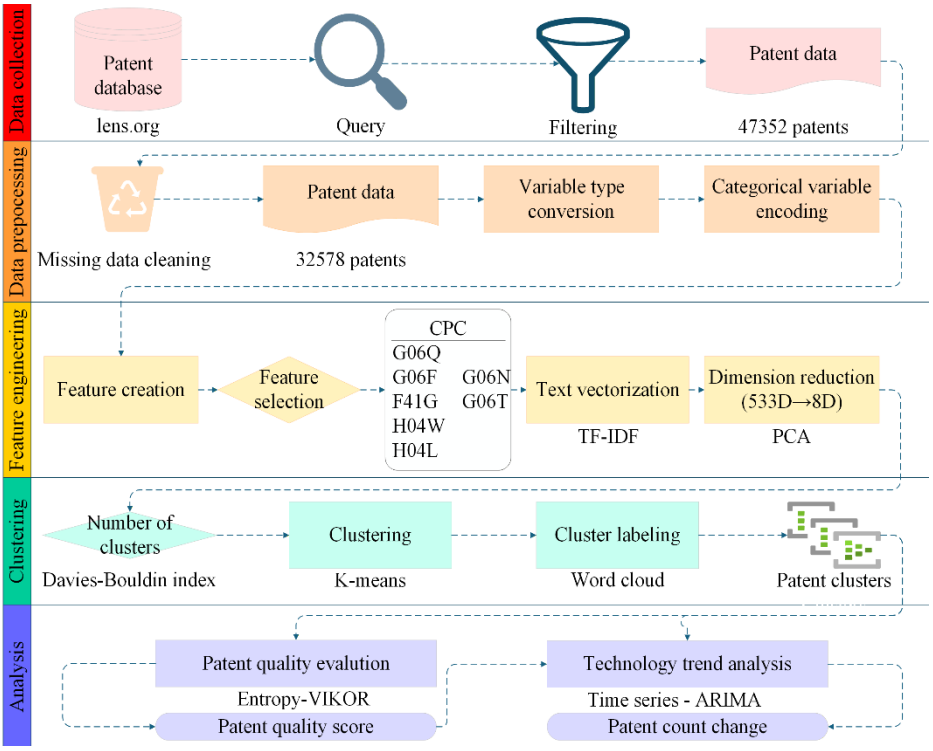


Figure A. Steps of the methodology used in this study

Purpose: The purpose of this study is to analyze technology trends by dividing supply chain technologies into clusters and evaluating patent quality of clusters in supply chain technologies.

Theory and Methods: A dataset with size of 32578 patents obtained from the 'lens.org' patent database, was employed in this research. K-means clustering was used to create technology clusters. Entropy-VIKOR method was used to evaluate patent quality of clusters. Finally, time series analysis and ARIMA were used to analyze technological trends of supply chain technology clusters.

Results: 14 supply chain technology clusters were obtained. “Machine Learning and Cognitive Systems”, “Network Security and Blockchain”, and “RFID and Identification Systems” were the highest quality clusters. With the ARIMA model, it is predicted that the number of patents in these clusters will increase in the next 5 years.

Conclusion: The innovative methodological framework offered in this study, integrates patent analysis with the K-means, Entropy-VIKOR and ARIMA methods. It identifies subfields in supply chain technologies, objectively evaluates patent quality, predicts future technology trends, and provides a strategic roadmap for decision-makers, contributing to competitive advantage and the literature.

Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi
Journal of The Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University
Elektronik / Online ISSN : 1304 - 4915
Basılı / Printed ISSN : 1300 - 1884

Patentometri ile teknoloji trendlerinin bütünleşik analizine yönelik bir yaklaşım

Serkan Altuntaş*, Semih Kansu
Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 34349, Yıldız, İstanbul, Türkiye

Ö N E Ç I K A N L A R

- Patentometri ile teknoloji trendlerinin belirlenmesine yönelik bütünleşik bir yöntem
- K-means yöntemi ile teknoloji kümeleri oluşturma
- Entropi tabanlı VIKOR metodu ve ARIMA modeli ile teknoloji trend analizi

Makale Bilgileri
Araştırma Makalesi
Geliş: 12.03.2025
Kabul: 08.04.2026

DOI:
10.17341/gazimmfd.1655811

Anahtar Kelimeler:
Patent analizi,
kümeleme,
patent kalitesi
değerlendirme, teknoloji
trend analizi

ÖZ

Patentometri, teknolojilere yatırım yapma konusunda önemli bir yol haritası sunarak şirketlerin stratejik karar alma süreçlerini güçlendirir. Patent verileri şirketlerin teknoloji istihbaratı ve trendlerini belirlemek için kullanabilecekleri kaynaklardır. Patent verilerinin veri odaklı analizine dayanan patentometri ile teknolojik eğilimlerin belirlenmesi son derece önemlidir. Bu çalışmada, patent verileri kullanılarak K-means, Entropi tabanlı VIKOR ve ARIMA modeli ile teknoloji trendlerinin analizinde bütünleşik bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın uygulamadaki başarısı tedarik zinciri teknolojileri ile ilgili patent verileri kullanılarak test edilmiştir. Çalışma kapsamında, "lens.org" veri tabanında son 20 yılda tescillenmiş 32.578 patent verisi kullanılmıştır. Uygulamanın sonuçları, "Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler," "Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri," ve "RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri" kümelerinin en yüksek kaliteye sahip kümeler olduğunu göstermiştir. Bununla birlikte, kümelerdeki patent sayılarının önümüzdeki 5 yılda artacağı öngörülmüştür. Şirketlerin bu teknolojilere yönelik Ar-Ge yatırımlarının artırılması ve bu teknolojilerin iş süreçlerine entegrasyonuyla rekabet avantajı sağlanabilecektir.

An approach to the integrated analysis of technology trends with patentometrics

H I G H L I G H T S

- An integrated method for determining technology trends with patentometrics
- Creating technology clusters with K-means method
- Technology trend analysis with Entropy based VIKOR method and ARIMA model

Article Info
Research Article
Received: 12.03.2025
Accepted: 08.04.2026

DOI:
10.17341/gazimmfd.1655811

Keywords:
Patent analysis,
clustering,
patent quality evaluation,
technology trend analysis

ABSTRACT

Patentometrics provides a crucial roadmap for investing in technologies, strengthening companies' strategic decision-making processes. Patent data serves as a valuable resource that companies can utilize to determine technology intelligence and technology trends. Identifying technological trends through patentometrics, which is based on the data-driven analysis of patent data, is of great importance. This study proposes an integrated approach to analyzing technology trends using patent data with the K-means, Entropy-based VIKOR, and ARIMA models. The effectiveness of the proposed approach has been tested using patent data related to supply chain technologies. Within the scope of the study, 32,578 patent records granted over the past 20 years in the "lens.org" database were utilized. The results of the application have shown that the clusters "Machine Learning and Cognitive Systems," "Network Security and Blockchain," and "RFID and Identification Systems" exhibit the highest quality. Additionally, the number of patents in these clusters is projected to increase over the next five years. By increasing R&D investments in these technologies and integrating them into business processes, companies can gain a competitive advantage.

*Sorumlu Yazar / Yazarlar / *Corresponding Author / Authors: *serkan@yildiz.edu.tr, semih.kansu@std.yildiz.edu.tr / Tel: +90 507 769 6963

1. Giriş (Introduction)

Patentler, bir ülke veya kuruluşun teknolojik ilerlemelerini yansıtan unsurlar olmakla birlikte, mucit ile hükümet ya da hükümetin yetkilendirdiği bir kurum arasında yapılan resmi bir anlaşmadır [1]. Patent dokümanları, geliştirilmiş teknolojilere dair ayrıntılı bilgiler sağlar ve birçok ülke ile teknoloji alanını kapsayarak rekabet üstünlüğü yaratırlar [2]. Patentometri patent belgelerini incelemek için kullanılan bir araştırma yöntemidir [3]. Patent analizi ise patent belgelerini ve diğer bilgileri inceleyerek belirli bir alandaki yenilikçi trendleri ve desenleri ortaya çıkarmayı hedefleyen bir süreç olarak tanımlanır [4]. Bu analiz, kurumların teknolojik eğilimleri öngörmesine ve gelecekteki gelişmelere yönelik stratejik planlar yapmasına imkân tanır [1].

Teknoloji trend analizi, yeni teknolojilerin gelişimini anlamak ve gelecekteki yönelimleri tahmin etmek için kullanılan önemli bir yöntemdir [5]. Bu analiz yöntemi, geçmiş verileri inceleyerek gelecekte hangi teknolojilerin daha fazla ilgi göreceğini belirlemeye, ortaya çıkan sosyal ya da ekonomik gelişmelerle büyüyen pazarları tahmin etmeye ve etkili karar verme süreçlerine yardımcı olur [6]. Patent ve akademik makaleler gibi büyük veri kümeleri üzerinde yapılan analizler, belirli teknolojilerin büyüme hızını ve etkisini tahmin etmek için kullanılır [7]. Ayrıca, büyük veri analizleri ve makine öğrenimi gibi yenilikçi yaklaşımlar, daha isabetli tahminler yapmak için teknoloji trend analizine entegre edilmektedir [7]. Bu nedenle, teknoloji trend analizi hem akademik araştırmalarda hem de iş dünyasında stratejik kararlar almak için kritik bir araç haline gelmiştir.

Araştırmamız teknoloji geliştirme süreçlerinde karar vericilere, hangi teknoloji kümelerinin daha fazla yatırım ve Ar-Ge desteği gerektirdiğini gösteren bir çerçeve sunmaktadır. Bu çalışmanın metodolojik yeniliği, kullanılan yöntemlerin tekil varlığından ziyade, ardışık ve karar temelli bir çerçeve içerisinde bütünleşik olarak yapılandırılmasından kaynaklanmaktadır. Literatürde patent analizi çalışmalarının büyük bir bölümü ya teknolojileri yalnızca kümelere ayırmakta ya da patent sayılarındaki zamansal değişimleri doğrudan tahmin etmektedir. Ancak bu yaklaşımlar, hangi teknolojik alanların stratejik olarak anlamlı ve yatırım önceliğine sahip olduğunu sistematik biçimde ayırt edememektedir. Bu çalışma, öncelikle CPC kodu tabanlı K-means kümeleme ile tedarik zinciri teknolojilerini yapısal olarak ayrıştırmakta; ardından Entropi-VIKOR yöntemi ile teknoloji kümelerini patent kalitesi açısından nicel olarak sıralamakta; son aşamada ise yalnızca yüksek kaliteye sahip teknoloji kümeleri için zaman serisi tahmini gerçekleştirmektedir. Bu yönüyle önerilen yaklaşım, patent sayısına dayalı bütüncül tahminlerden farklı olarak, patent kalitesini gösteren göstergeleri dikkate alan bir teknoloji trend tahmini yapmaktadır. Dolayısıyla çalışmanın katkısı, K-means, Entropi-VIKOR ve ARIMA yöntemlerinin birlikte kullanılmasından ziyade, bu yöntemlerin stratejik teknoloji yönetimi açısından patentometri ile teknoloji trendlerinin bütünleşik analizi için kullanılmasıdır.

2. Literatür Taraması (Literature Review)

2.1. Patent Kümeleme (Patent Clustering)

Patent kümeleme, metin madenciliği ve makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak patent belgelerinin benzerliklerine göre gruplandırılmasıdır. Bu süreç, patent analizi için bilgi keşfi sağlar ve teknolojik eğilimleri tahmin etmeye yardımcı olur [8]. Patent kümeleme, bilgi yayılımını ve teknolojik odak noktalarını anlama açısından oldukça önemli bir konudur [9]. Patent belgeleri uzun ve teknik bilgi açısından zengin olduklarından, patent analizi büyük çaba gerektirir [10]. Bu sebeple patent kümeleme için büyük boyutlu verilerden anlamlı veriler çıkarabilecek güçlü tekniklere ihtiyaç duyulur. Patent kümelemede yaygın olarak kullanılan teknikler arasında K-means, Terim Frekansı-Ters Belge Frekansı (Term Frequency-Inverse Document Frequency, TF-IDF), özvektör temelli yaklaşımlar (örneğin, Temel Bileşenler Analizi), derin öğrenme yöntemleri ve Bayes gibi yöntemler bulunur [8]. Literatürde teknolojik trendleri anlamak, Ar-Ge faaliyetlerini yönlendirmek ve yenilik stratejileri geliştirmek amacıyla yapılmış birçok çalışma mevcuttur. Bu çalışmaların bir özeti Tablo 1'de sunulmuştur.

2.2. Patent Kalitesi Değerlendirme (Evaluating Patent Quality)

Şirketler, inovatif ürünler tasarlamak ve en yeni teknoloji eğilimlerini belirlemek amacıyla fikri mülkiyet haklarını ve patent

Tablo 1. Patent kümeleme ile ilgili çalışmalar (Studies related with patent clustering)

Yazar	Çalışmanın Amacı	Kullanılan Metotlar
Huang vd. [11]	Çin patentlerini yapı temelli kümelemek	Yapı analizi, SOM kümeleme
Dereli ve Durmuşoğlu [12]	Tekstil teknolojilerindeki trendleri belirlemek	Bulanık mantık, K-means kümeleme
Dereli vd. [13]	Patent sayısına dayalı teknolojileri kümelemek	IPC sınıflaması, sezgisel algoritma
Jun vd. [14]	Seyrek veri ile patent kümelenmesini geliştirmek	Tekil Değer Ayrışımı (TDA)-Temel Bileşenler Analizi (TBA), Destek Vektör Kümeleme
Xie vd. [15]	Çin patentlerinden anahtar kelime çıkarmak	BIRCH, kelime gömme teknikleri
Han vd. [16]	Patentlerde mucit isimlerinin ayırt edilmesi	Semantik parmak izi, DBSCAN
Buzard vd. [9]	Bilgi yayılımını incelemek	Mekânsal kümeleme, patent atıf analizi
Suh vd. [17]	Nükleer atık yönetim teknolojilerindeki değişimlerin incelenmesi	Metin madenciliği, teknoloji ağ analizi
Skripnikova vd. [18]	Patent verilerinin görsel keşfini sağlamak	Word2Vec, hiyerarşik kümeleme
Ramadhani vd. [19]	Bilgi iletişim teknolojileri evrimini haritalamak	TF-IDF, Word2Vec, DBSCAN
Wambsganss vd. [20]	Yakınsayan teknoloji sistemlerini analiz etmek	K-means kümeleme, hiyerarşik kümeleme, metin madenciliği
Chang ve Lin [21]	Metaverse teknolojisi için bir ontoloji oluşturmak	LDA konumlandırma, patent kümeleme
Mazaheri vd. [22]	Çevresel patentlerin olgunluk seviyesini değerlendirmek	S-eğrisi modelleme, ENV-TECH sınıflaması
Kahraman vd. [23]	Patent sınıflandırma	BERT modeli
Altuntas vd. [82]	Potansiyel yükselen teknolojilerin değerlendirilmesi	Patent analizi, K-means kümeleme

dokümanlarının niteliklerini inceler [24]. Patent kalitesi, patentlerin patent ofislerinin patentlenebilirlik kriterlerine ne derece uyduğunu ifade eder [25]. Bu noktada kritik bir soru ortaya çıkıyor: Patent kalitesini belirlemek ve değerlendirmek için hangi kriterleri kullanmalıyız? [26]. Literatüre göre patent kalitesi değerlendirmede atıflar, patent ailesi büyüklüğü, patent metinleri ile ilgili özellikler, uluslararası koruma kapsamı ve patentin zaman etkisi gibi özellikler kullanılmaktadır. Patent kalitesini değerlendirmede kullanılan yöntemlerin bir özeti ise Tablo 2'de sunulmuştur.

2.3. Teknoloji Trend Analizi (Technological Trend Analysis)

Patent verileri, teknolojik gelişmelerin zaman içindeki evrimini değerlendirmek için zengin bir kaynaktır [33]. Teknolojilerin gelişimlerinin izelnmesinde S-eğrisinin kullanımı yaygın olarak tercih edilmektedir (örn., [83].) Teknoloji trend analizi, geçmiş performans verilerinden yararlanarak teknolojinin gelecekteki gelişimini öngörmeyi amaçlar [6]. Literatürde teknoloji trendlerini analiz etmek amacıyla yapılan çalışmaların bir özeti Tablo 3'te sunulmuştur.

2.4. Bu Makalenin Literatürdeki Yeri (Literature Positioning of This Paper)

Literatürde, geleceğe yönelik inovasyon alanlarının belirlenmesi ve teknolojik gelişim yönünün öngörülmesi amacıyla veri madenciliği, zaman serisi ve trend analizi yöntemleri yaygın olarak kullanılırken, 2010 sonrası çalışmalarda makine öğrenmesi temelli yaklaşımlar, artan yöntem çeşitliliğiyle birlikte farklı uygulama alanlarında çok boyutlu bir analiz ihtiyacını ortaya koymuştur. "Teknoloji trend analizine yönelik patent analizi çalışmaları, çoğunlukla patent sayılarının zaman içindeki değişimine odaklanmakta veya patent kalitesini tek başına değerlendirmektedir. Ancak bu yaklaşımlar, hangi teknoloji alanlarının stratejik açıdan öncelikli olduğu sorusuna bütüncül bir yanıt sunamamaktadır. Özellikle patent kalitesi ile teknoloji trend tahmininin sistematik olarak birleştirildiği çalışmalar sınırlıdır. Bu çalışma, K-means kümeleme ile teknoloji alanlarını belirlemekte, Entropi-VIKOR yöntemi ile bu kümeleri çok kriterli patent kalitesi açısından önceliklendirmekte ve ARIMA modelini yalnızca yüksek kaliteli teknoloji kümelerine uygulayarak bütünleşik

Tablo 2. Patent kalitesi değerlendirme ile ilgili çalışmalar (Studies related with patent quality evaluation)

Yazar	Çalışmanın Amacı	Kullanılan Metotlar
Trappey vd. [24]	Patent kalitesini ölçmek	TBA ve Yapay Sinir Ağları (YSA)
Squicciarini vd. [27]	Patent kalitesini ölçen göstergeler geliştirmek	Patent dokümanlarına dayalı geniş bir gösterge seti; SQL tabanlı program kodlarıyla hesaplamalar
Lin vd. [28]	Patent kalitesini otomatik olarak değerlendirme	Derin öğrenme tabanlı model (ANE ve ACNN)
Zhang vd. [29]	Patent kalite değerlendirme modeli geliştirmek	Kararsız bulanık yumuşak küme teorisi
Hain vd. [30]	Patentler arasındaki teknolojik benzerlikleri ölçmek ve patent kalitesine ilişkin göstergeler oluşturmak	Doğal dil işleme ve yakın komşu algoritmaları
Yang vd. [31]	Büyük veri tabanlı hızlı patent kalite değerlendirmesi	Entropi Ağırlık Yöntemi (EWM)
Erdoğan vd. [32]	Makine öğrenmesiyle patent kalitesini tahmin etmek	Makine öğrenmesi, Analitik Hiyerarşi Prosesi (AHP)

Tablo 3. Teknoloji trend analizi ile ilgili çalışmalar (Studies related with technological trend analysis)

Yazar	Çalışmanın Amacı	Kullanılan Metotlar
Wilson [34]	Sanayi karar destek sistemlerine katkı sağlamak	Çevrimiçi patent veri tabanları, analitik yazılım
Bigwood [35]	Patent trend analizinin mevcut yıl verilerine kadar yapılabilirliğini sağlamak	Veri tabanı analizi, lineer modelleme
Dereli ve Durmuşoğlu [33]	Patent verilerinden trend değişimlerini tespit etmek	PAS (Patent Alert System), XML veri çekme, trend çıkarma algoritmaları
Shih vd. [36]	Rekabetçi zekayı patent trendleri üzerinden tespit etmek	Patent veri analizi, trend değişim algılama, dört tür değişim sınıflandırması
Smith ve Agrawal [37]	Patent gruplarını kullanarak zaman serisi tahmin modellerinin karşılaştırması	ARIMA, Holt-Winters Exponential Smoothing
Hao vd. [38]	Teknoloji gelişim trendlerini analiz etmek	Veri madenciliği, ağ oluşturma, görselleştirme analizi
Malpure vd. [39]	Patent trend analizleriyle gelecekteki inovasyon alanlarını belirlemek	Veri madenciliği, trend tahmini
You vd. [40]	Teknoloji gelişim trendlerini tahmin etmek	Bass modeli, ARIMA, atıf ağı analizi
Mutlu ve Altuntaş [41]	Teknoloji gelişimlerini analiz etmek	İstatistiksel kontrol diyagramları, S-eğrisi

Tablo 4. Bu çalışma ile ilgili literatürün metodolojik karşılaştırması
(Methodological comparison of the related literature to this study)

Referans	Çalışma alanı	Patent analizi	K-means kümeleme	Metin madenciliği	Entropi	VIKOR	ARIMA
Dereli ve Durmuşoğlu [12]	Tekstil sektörü	✓	✓				
Suh vd. [17]	Nükleer atık yönetimi	✓		✓			
Ramadhani vd. [19]	Bilgi iletişim teknolojileri	✓		✓			
Wambsganss vd. [20]	Yazılı elektronikler	✓	✓	✓			
Yang vd. [31]	Çin patentleri	✓			✓		
Smith ve Agrawal [37]	ABD patentleri	✓					✓
You vd. [40]	Koherent ışık jeneratörleri	✓					✓
Noh vd. [42]	Patent anahtar kelimeleri	✓	✓	✓	✓		
Sökmen ve Petrov [43]	Radar teknolojileri	✓					✓
Bu makale	Tedarik zinciri teknolojileri	✓	✓	✓	✓	✓	✓

ve tamamlayıcı bir yapı sunmaktadır. Literatürdeki benzer çalışmalarda ve çalışmamızda önerilen metodolojinin içeriği Tablo 4'te karşılaştırılmıştır.

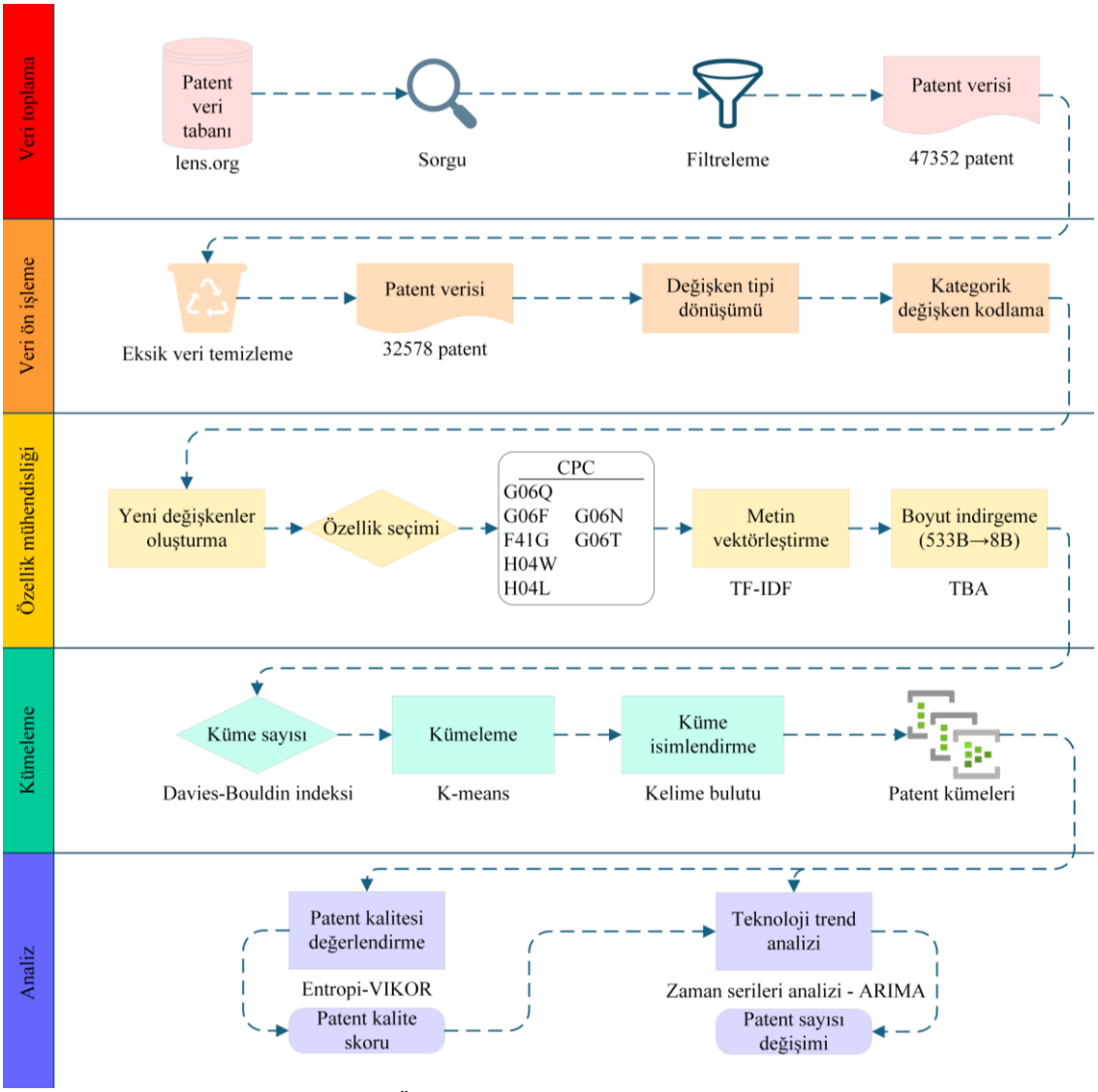
3. Materyal ve Yöntem (Material and Methods)

3.1. Önerilen Yaklaşım (Proposed Approach)

Çalışmamızda patent verilerine dayalı olarak teknoloji patent kalitesinin değerlendirilmesi ve trend analizinin gerçekleştirilmesi amacıyla bütünleşik bir yaklaşım önerilmektedir. Çalışma önerilen yaklaşımın adımları Şekil 1'de gösterilmiş olup, ilk aşamada tedarik zinciri teknolojilerine ilişkin patent analizi yapılmıştır. Patentler, CPC kodları temel alınarak K-means kümeleme yöntemiyle gruplandırılmış ve tedarik zincirindeki farklı teknoloji alt kümeleri tanımlanmıştır. Her kümedeki patentlerin kalitesi, Entropi metodu ile entegre VlseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje (VIKOR) yöntemi ile değerlendirilmiştir. Bu yöntem, Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yaklaşımı kullanılarak patentlerin atıf sayısı, patent ailesi büyüklüğü, yayın yaşı gibi çeşitli göstergeler üzerinden analiz edilmesini sağlamıştır. Daha sonra, en yüksek kalite skoruna sahip iki kümeye yönelik patent sayılarının gelecekteki eğilimleri, Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA) modeli ile tahmin edilmiştir.

3.2. Veri Seti (Dataset)

Çalışmada kullanılan veri seti, "lens.org" web sitesinden elde edilmiştir. Lens.org, bilimsel araştırmalar, patentler ve teknolojik inovasyonlar için açık bir bilgi platformudur. Queensland Teknoloji Üniversitesi ve Cambia ortaklığıyla oluşturulan lens.org, 225 milyon akademik çalışma ve 127 milyon patent kaydını kapsayan, araştırma ve inovasyon bağlantılarını keşfetmek için güçlü bir kaynak olarak kullanılan bir veritabanıdır [44]. Shokouhyar *vd.* [45] çalışmasında tedarik zinciri ile ilgili patentleri elde etmek için "Supply Chain" anahtar kelimesini kullanmış ve son 20 yılı kapsayan 32750 patentten oluşan veriyi analiz etmiştir. Bu çalışmanın amacı, önceden tanımlanmış alt teknoloji alanlarını anahtar kelime bazlı filtrelemekten ziyade, geniş bir patent havuzu üzerinden kümeleme yaklaşımı ile alt teknoloji alanlarını ortaya çıkarmaktır. Bu nedenle tedarik zinciri teknolojilerini genel ve kapsayıcı bir çerçevede temsil eden bir kavram olan "Supply Chain" anahtar kelimesi tercih edilmiştir. Bu tercih, literatürdeki önceki çalışmalarla da uyumludur. Örneğin, Shokouhyar vd. tedarik zinciri teknolojilerine yönelik patent



Şekil 1. Önerilen yaklaşım (The proposed approach)

verilerini "Supply Chain" anahtar kelimesini kullanarak analiz etmiştir. Yapılan sorgu ile elde edilen patentler 2004-2024 arası son 20 yılı kapsayan, yasal statüsü "aktif" olan patentleri içerecek şekilde filtreleme uygulanmıştır. Çalışma 2024 yılı Kasım ayında yapılmıştır. Patent başvurularının ve yayınlarının zamana bağlı gecikmeli yapısı dikkate alındığında, eksik bir yılın analize dahil edilmesi, yıllık patent sayılarının olduğundan düşük görünmesine ve zaman serisi sonuçlarının yanlı biçimde etkilenmesine yol açabilecektir. Bu nedenle analizler, yalnızca tamamlanmış ve nihai yılları kapsayacak şekilde yürütülmüş olup 2024 yılına ait patentler analize dahil edilmemiştir. Sonuçta 47352 patentten oluşan veri seti elde edilmiştir.

4. Uygulama (Application)

4.1. Veri Ön İşleme ve Özellik Mühendisliği (Data Preprocessing and Feature Engineering)

Çalışmada elde edilen 47352 patenti içeren veri setinde Özet, Mucitler, Sahipler, CPC ve IPC sütunlarında bazı satırlarda eksik veriler olduğu tespit edilmiştir. Eksik veriler, bir araştırmanın istatistiksel etkinliğini düşürebilir ve önyargılı tahminlere neden olarak sonuçların geçersiz hale gelmesine sebep olabilir [46]. Dolayısıyla eksik veri içeren gözlemler veri setinden silinmiş ve 32578 patenti içeren nihai veri seti elde edilmiştir. Veri setindeki zamanla ilgili değişkenlerin analiz edilebilmesi için, öncelikle bu değişkenlerin veri tipleri *"datetime"* formatına dönüştürülmüştür. Bu sayede, aşağıdaki yeni değişkenler hesaplanmıştır:

- *Yayın yaşı:* Yayın tarihinden bugüne kadar geçen süreyi yıl cinsinden gösterir.
- *Yayın gecikmesi:* Başvuru tarihi ile yayın tarihi arasındaki süreyi yıl olarak ifade eder.
- *Rüçhan hakkı süresi:* Rüçhan hakkı tarihi ile yayın tarihi arasındaki süreyi yıl cinsinden belirtir.
- *Rüçhan hakkı – başvuru süresi:* Rüçhan hakkı tarihi ile başvuru tarihi arasındaki süreyi yıl cinsinden gösterir.

Dünya Fikri Mülkiyet Hakları Örgütü (DFMHÖ) tarafından oluşturulan Uluslararası Patent Sınıflandırması (International Patent Classification, IPC) sistemi, patentleri teknoloji ve sektör bazında hiyerarşik kategorilere ayırır [47]. Ortak Patent Sınıflandırması (Cooperative Patent Classification, CPC) ise Avrupa Patent Ofisi (European Patent Organisation, EPO) ve Amerika Birleşik Devletleri Patent ve Marka Ofisi (The United States Patent and Trademark Office, USPTO) tarafından geliştirilen, IPC/Avrupa Sınıflandırma Sistemi'ne (European Classification System, ECLA) sistemine dayanan patent sınıflandırma sistemidir [48]. CPC, IPC'nin yerini almıştır [49]. Tipik CPC kodlarında her bir hane belirli teknolojik alanları ve alt kategorilerini ifade eder. Leydesdorff vd. [49] literatürde patent analizi için CPC kodlarının ilk 3 veya 4 hanesinin kullanıldığını ifade etmiştir. Bu çalışmada da CPC kodlarının ilk 4 hanesi kullanılmıştır.

Kümeleme genellikle büyük boyutlu verilerle ilgili olmakla birlikte, bununla başa çıkmanın bir yolu, önemli özelliklerin bir alt kümesini seçmektir [50]. Patent kümelemede özellik seçimi kümeleme doğruluğunu arttırabilir. IPC veya CPC kodları gibi patentleri ilgili oldukları alanlara göre sınıflandıran özelliklerin seçimi teknolojilerin kümelenmesini ve kümelerin yorumlanmasını kolaylaştırabilir. Dereli vd. [12], teknoloji sınıflandırmada IPC kodları ve bu kodlar altında toplanan patent sayılarından faydalanmıştır. Kim ve Bae [51] IPC sistemine göre daha ayrıntılı bir sınıflandırma sunan CPC kodları ile patent kümeleme yapmıştır. Alfanümerik bir yapıya sahip olan CPC kodlarının kümelemede kullanılabilmesi için sayısal veya metin tabanlı bir teknikle analiz edilmesi gerekmektedir. Bir belgedeki terimlerin önemini belirlemek için kullanılan TF-IDF metodu kullanılabilir. TF-IDF, belge koleksiyonlarında terimlerin önemini hesaplayarak belgelerin ayırt edilmesini sağlayan bir tekniktir [52]. Pujari vd. [53] patentlerin çeşitli metin alanlarına TF-IDF uygulayarak elde edilen özellikleri patent sınıflandırmasında kullanmıştır. Nam ve Kim [52] patent başlık ve özetlerinden elde edilen anahtar kelimelere TF-IDF ve K-means uygulayarak teknoloji benimsenmesini izlemeye yönelik bir yöntem önermiştir. Çalışmamızda, her patente ait bir veya birden fazla dört haneye indirgenmiş CPC kodu bulunmakta olup, bu kodlara ilişkin örnekler Tablo 5'te sunulmuş ve CPC kodları TF-IDF yöntemiyle analiz edilerek kümeleme için uygun sayısal formata dönüştürülmüştür.

Tablo 5. Veri setindeki patentlere ait CPC kodları
(CPC codes of the patents in the dataset)

Patent No	CPC kodları
1	G06Q
2	G06Q
3	G06F, G06N, H04L
…	…
32576	G06F, G06Q, H04L
32577	F41G, G06F, G06N, G06T, G06V, H04L, H04W
32578	F41G, G06F, G06N, G06T, G06V, H04L, H04W

4.2. Kümeleme (Clustering)

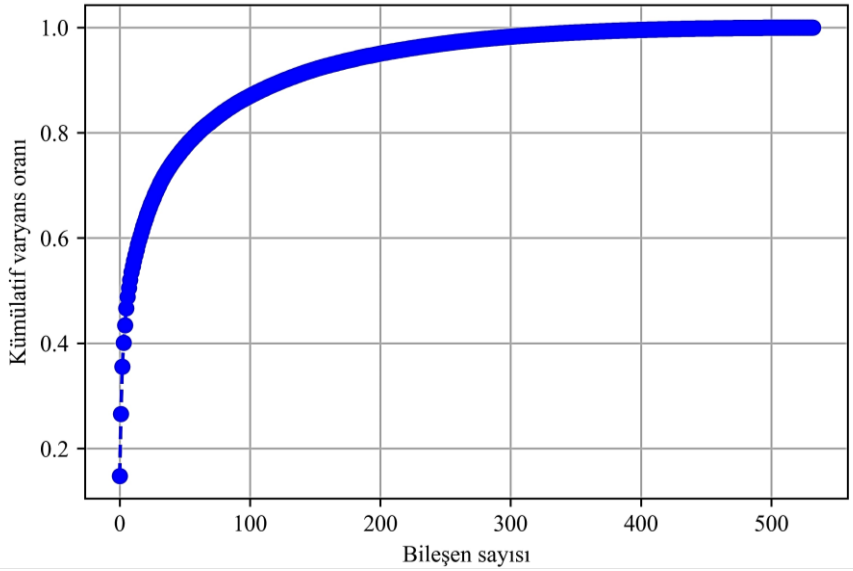
Verilerdeki grupları keşfetmeyi amaçlayan sayısal yöntemler, kümeleme analizi olarak adlandırılır; bu gruplar, nesneler veya değişkenlerden oluşan kümeler olabilir [54]. Kümeleme analizi teknikleri arasında, hiyerarşik kümeleme, K-means kümeleme, yoğunluk tabanlı kümeleme (DBSCAN gibi), model tabanlı kümeleme ve ızgara tabanlı kümeleme yer almaktadır [55]. K-means kümeleme algoritması, büyük veri kümelerini işleyebilen, basit, verimli ve kolay uygulanabilir bir gözetimsiz öğrenme algoritmasıdır; bu yüzden birçok alanda yaygın kullanılır [56]. Anuranjana vd. [57] büyük bir patent veri tabanını daha kolay analiz edilebilir hale getirmek için, Kim vd. [8] patent belgelerinin metin tabanlı yöntemlerle birlikte kümelenmesinde, Dereli ve Durmuşoğlu [12] ise patent verilerini kullanarak teknolojileri kümelemek için K-means algoritmasını kullanmıştır. Çalışmamızda tedarik zinciri teknolojileri patentlerin CPC kodları baz alınarak K-means kümeleme algoritması ile kümelere ayrılmıştır. K-means kümeleme yöntemi, büyük ölçekli ve yüksek boyutlu patent verileri üzerinde hesaplama verimliliği, ölçeklenebilirliği ve sonuçların yorumlanabilirliği nedeniyle tercih edilmiştir. K-means yöntemi, TF-IDF ve boyut indirgeme sonrası elde edilen sayısal veri yapısı ile uyumlu olup, literatürde patent kümeleme çalışmalarında yaygın biçimde tercih edilmektedir.

Çalışmada ele alınan veri setindeki 32578 patente ait tüm CPC kodlarının ilk 4 hanesi alınmıştır. CPC kodları sütununa Python programlama dilinde "ScikitLearn" kütüphanesi "TfidfVectorizer" aracı kullanılarak TF-IDF tekniği uygulanmış ve Doküman Terim Matrisi (DTM) elde edilmiştir. DTM'de dokümanlar patentleri, terimler ise CPC kodlarını ifade etmektedir. DTM'de her bir CPC kodu birer sütunla temsil edilmiş olup, matriste 533 sütun bulunmaktadır. Genel olarak, bir DTM'nin çoğu elemanının değeri sıfırdır ve bu seyreklik problemini çözmek için bir boyut indirgeme yöntemi kullanılır [14]. Jun vd. [14] patent dokümanlarını kümeleme çalışmasında DTM'deki seyrekliği gidermek için TBA yaklaşımıyla, DTM'yi Doküman Temel Bileşen Matrisi (DTBM) formuna dönüştürmüştür. Bu çalışmada da DTM'ye TBA tekniği ile boyut indirgeme uygulanmıştır. Ayrıca TBA, satır boyutunun sütun boyutundan büyük olmasını gerektirir. Çalışmamızda patent sayısının CPC kodları sayısından fazla olması sebebiyle bu açıdan bir problem bulunmamaktadır. Veri analizinin verimliliği sağlamak için temel bileşenlerin tamamı kullanılmaz, yalnızca verileri en iyi açıklayan

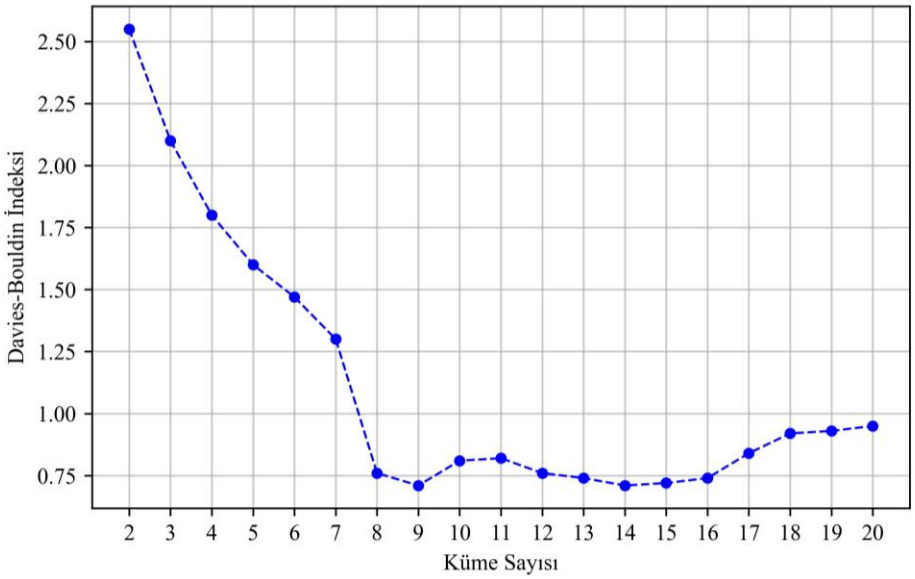
temel bileşenler sınıflandırma, regresyon ve kümeleme gibi analizler için kullanılır [14]. Jun vd. [14] çalışmasında indirgenecek boyut sayısını kümülatif varyans oranı %50'yi geçen bileşen sayısı olarak belirlemiştir. Bu çalışmada indirgenecek boyut sayısı TBA bileşenleri tarafından açıklanan kümülatif varyans oranının %50'yi geçtiği nokta referans alınarak belirlenmiştir. TBA bileşen sayısı tarafından açıklanan kümülatif varyans oranı grafiği ise Şekil 2'de gösterilmiştir. Bu analize göre 8 bileşen kümülatif varyansın %50'den fazlasını açıklamaktadır. Dolayısıyla temel bileşen sayısı 8 olarak belirlenmiştir.

Literatürde küme sayısını (c) tahmin etmek için kullanılabilecek çeşitli kümeleme geçerlilik indeksleri bulunur. En yaygın kullanılan indeksler Dunn indeksi, Davies-Bouldin indeksi, Silhouette Genişliği ve Calinski ve Harabasz indeksi olmakla birlikte, Davies-Bouldin indeksi, optimal küme sayısı seçmek için sıkça kullanılan bir metrik olarak öne çıkmaktadır [58]. Literatürde yapılan karşılaştırmalı çalışmalarda, Silhouette katsayısı ve Davies–Bouldin indeksinin, Dunn ve Calinski–Harabasz gibi klasik geçerlilik indekslerine kıyasla daha bilgilendirici ve güvenilir iç kalite değerlendirmesi sağladığı [59], ayrıca Dunn ve Calinski–Harabasz gibi klasik içsel geçerlilik indekslerinin farklı veri yapılarında tutarsız davranabildiği rapor edilmiştir [60]. Çalışmamızda bu sebeple tercih edilen Davies-Bouldin indeksi kümeler içindeki ortalama mesafeleri ve küme merkezleri arasındaki mesafeleri ölçmeyi amaçlayan bir metrik olup, optimal küme sayısı minimum Davies-Bouldin değerine karşılık gelir [45]. Şekil 3'te Davies-Bouldin indeksine göre küme sayısı gösterilmiş olup, minimum Davies-Bouldin indeksini veren küme sayısı 14 olarak belirlenmiştir.

K-means kümeleme uygulaması sonucunda 32578 patent 14 ayrı küme içerisinde kümelenmiştir. Kümeleme algoritmasının performansı Silhouette katsayısı ile değerlendirilmiştir. Silhouette katsayısı -1 ile +1 arasında değerler alır. Daha yüksek bir Silhouette katsayısı, daha uyumlu kümelere sahip bir modeli ifade eder. Silhouette katsayısının +1'e yakın olması örneğin komşu kümelerden oldukça uzakta olduğunu gösterken; 0 değeri, örneğin iki komşu küme arasındaki karar sınırında olduğunu belirtir. Negatif değerler ise



Şekil 2. Bileşenler tarafından açıklanan kümülatif varyans oranı (Proportion of cumulative variance explained by the components)



Şekil 3. Davies-Bouldin indeksine göre küme sayısı (Number of clusters according to Davies-Bouldin index)

Tablo 6. Her bir küme için temel patent göstergelerinin ortalama değerleri
(Average values of the fundamental patent indicators for each cluster)

Küme	AYPS	AAPS	PDLAS	CPC	BAB	GAB	YY	RHS	MS
1	47,0710	12,4507	10,7784	7,7163	5,3281	23,9401	8,1917	3,3462	3,5211
2	33,8614	22,1825	9,4850	15,8474	10,2025	25,7821	7,4516	3,8054	3,3331
3	71,9473	21,2467	14,6887	25,7709	18,0197	80,6620	7,5882	4,0573	3,4020
4	63,2341	21,1659	13,5853	27,8470	*34,6750*	126,6336	7,6434	4,3224	3,0047
5	37,6443	10,8800	10,6282	18,6089	11,5949	32,0873	8,2745	3,8685	3,1065
6	23,9303	8,9718	6,1194	11,5473	5,7070	11,4444	5,6390	3,1370	3,4207
7	35,2254	16,6465	11,2113	6,2104	4,8432	12,1339	*12,4294*	*4,5611*	3,6844
8	54,6539	13,9502	10,4563	20,7437	10,9812	42,8922	6,0414	3,6866	*3,7567*
9	31,0443	17,8861	5,6879	11,8715	11,1825	21,4708	9,8206	4,1924	2,6652
10	*128,1199*	*28,4126*	*15,4385*	*29,7041*	13,2467	*134,2435*	7,6512	4,1544	3,5760
11	40,7470	16,7933	11,9696	13,8317	8,5946	23,3990	8,3977	3,4897	3,7372
12	32,4584	14,7604	9,2145	9,0854	6,6499	23,2210	8,9261	4,0770	3,6693
13	24,7268	13,4679	6,8053	8,3883	4,5265	12,0111	7,6067	3,1195	3,1560
14	42,5571	14,3073	9,0667	13,5958	6,3762	31,6970	6,5015	3,2336	3,3886

Not: AYPS=Atıf yapılan patent sayısı; AAPS=Atıf alınan patent sayısı; PDLAS=Patent Dışı Literatür atıf sayısı; CPC=CPC kodu sayısı; BAB=Basit aile büyüklüğü; GAB=Genişletilmiş aile büyüklüğü; YY=Yayın yaşı; RHS=Rüçhan hakkı süresi; MS=Mucit sayısı.

örneğin yanlış bir kümeye atanmış olabileceğini gösterir [61]. Bu çalışmada K-means kümeleme uygulamasıyla 14 küme edilmiş ve Silhouette katsayısı 0.641 olarak elde edilmiştir.

Kümeleme sonuçlarının sağlamlığı (robustness), bootstrap tabanlı yeniden örnekleme yaklaşımı ile değerlendirilmiştir. Bootstrap, orijinal veri setinden yerine koymalı örnekleme yaparak bir tahmin edicinin örnekleme dağılımını tahmin etmeye yönelik yeniden örnekleme yöntemidir [62]. Veri setinin %80'i rastgele seçilerek K-means kümeleme işlemi 100 kez tekrarlanmış ve elde edilen küme atamaları orijinal sonuçlarla Düzeltilmiş Rand İndeksi (Adjusted Rand Index, ARI) metriği kullanılarak karşılaştırılmıştır. ARI, iki kümeleme sonucunun benzerlik düzeyini ölçmek amacıyla kullanılan bir ölçüt olmakla birlikte 0 ile 1 arasındaki değerlerden 1'e yakın olanlar iyi kümelemeyi ifade eder [63]. Analiz sonucunda elde edilen ortalama ARI değeri 0.994 olup, 0.013 standart sapma ile kümeleme yapısının örnekleme değişimlerine ve başlangıç koşullarına karşı son derece kararlı olduğunu göstermektedir.

Kümeler arasındaki yapısal farklılıkları incelemek amacıyla, her bir küme için temel patent göstergelerinin ortalama değerleri karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Sonuçlar Tablo 6'da gösterilmiş olup, bazı kümelerin yüksek atıf yoğunluğu, geniş teknoloji kapsamı (CPC sayısı) ve büyük patent aileleri ile öne çıkarak olgun ve etkisi yüksek teknolojileri temsil ettiğini; bazı kümelerin ise daha sınırlı atıf ve teknoloji çeşitliliği ile niş veya erken aşama teknoloji alanlarını yansıttığını göstermektedir. Bu bulgular, elde edilen kümelerin yalnızca zaman serisi davranışları açısından değil, aynı zamanda patent kalitesini gösteren kriterler bakımından da anlamlı biçimde ayrıştığını ortaya koymaktadır.

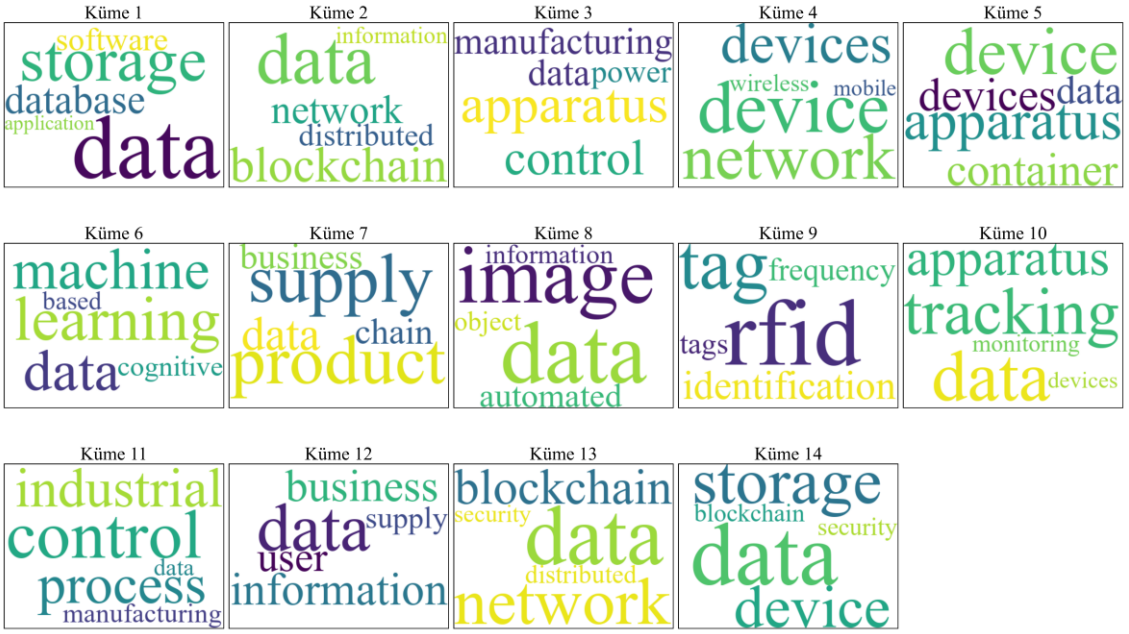
32578 patentin hangi kümeye atandığı belirlendikten sonra her kümedeki patentlerin Başlık sütunundaki metinlerde en sık geçen 5 kelime belirlenmiş, ardından kelime bulutu tekniği ile görselleştirilmiştir. Bu amaçla öncelikle patentlerin Başlık sütunundaki metinler, kelime frekanslarını analiz etmek için ön işleme tabi tutulmuştur. İlk olarak, metinlerde sıkça geçen ve anlamsal katkısı düşük olan "stop words" (etkisiz kelimeler) çıkarılmıştır. Patent metinlerinin İngilizce olması sebebiyle İngilizce dilindeki etkisiz kelimeler referans alınmıştır. Bununla birlikte patent başlıklarında oldukça sık yer alan "system", "systems", "method", "methods", "management", "using" gibi ayırt edici olmayan kelimeler de etkisiz kelimeler listesine eklenerek analizden çıkarılmıştır. Etkisiz kelimelerin çıkarılması işleminde Python programlama dili Natural Language Toolkit kütüphanesinden yararlanılmıştır. Her küme için en sık geçen ilk 5 kelime belirlenerek kelime bulutu yöntemiyle görselleştirilmiştir (Şekil 4). Böylece her kümede baskın olan temalar görsel olarak ifade edilmiştir.

Tablo 7, her bir kümenin ana temalarını ve öne çıkan kelimelerini özetlemektedir. Kümelerin isimlendirilmesi, patentlerin başlıklarında sıkça geçen kelimeler kullanılarak yapılan tematik analiz sonuçlarına dayanarak yapılmıştır.

4.3. Patent Kalitesi Değerlendirme (Patent Quality Evaluation)

Patent kalitesi, fikri mülkiyeti korumak, inovasyonu teşvik etmek ve rekabet gücünü artırmak için kritik öneme sahiptir. Patent kalitesi, bir patentin yasal standartları ne ölçüde karşıladığı ve teknolojik veya pazar değerini ne kadar yansıttığıdır. Yüksek kaliteli patentler genellikle daha geniş kapsamlı iddialar, daha fazla atıf ve daha yüksek teknolojik etki ile karakterize edilir. [24]. Patent kalitesi çeşitli göstergeler yardımıyla değerlendirilebilir. Patentlerin aldığı ve yaptığı atıflar bunların başında gelir. İleriye dönük atıflar (forward citations) bir patentin daha sonraki patentler tarafından ne sıklıkla atıf aldığını ve teknolojik etkisini gösterirken, geriye dönük atıflar (backward citations) ise önceki patentlere yapılan atıfları ifade eder ve patentin yenilik düzeyini ve önceki bilgi birikimini yansıtır [64]. İddia sayısı, özellikle bağımsız iddialar (independent claims), koruma kapsamının genişliğini gösterir [22, 31]. Daha geniş patent aileleri (birden fazla ülkede başvurusu yapılan patentler), patentin değerini ve uluslararası önemini gösterir [58, 10]. Daha uzun patent ömrü, genellikle değerli patentlerle ilişkilendirilir [31]. Mucit ve patent sahibi (assignee) sayısı, patentin ne kadar karmaşık ve iş birliğine dayalı bir çalışma olduğunu yansıtabilir [24].

Patent kalitesini değerlendirmede çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Ağırlıklı Entropi Yöntemi (Entropy Weight Method - EWM) veri dağılımını ölçerek çeşitli göstergelerin göreceli önemini hesaplar ve ağırlık atamasında nesnellik sağlar [58, 10]. Geliştirilmiş TOPSIS yöntemi, patentleri ideal çözüme yakınlıklarına göre sıralar ve önyargılardan kaçınır [11]. Denetimli öğrenme algoritmaları geçmiş verileri ve patent indekslerini analiz ederek patent kalitesini tahmin edebilir [32]. TBA ile boyut indirgeme yapılarak patent kalitesini etkileyen temel faktörleri belirlenebilir [24]. Bu çalışmada kullanılan patent göstergeleri şu şekilde sıralanmıştır:



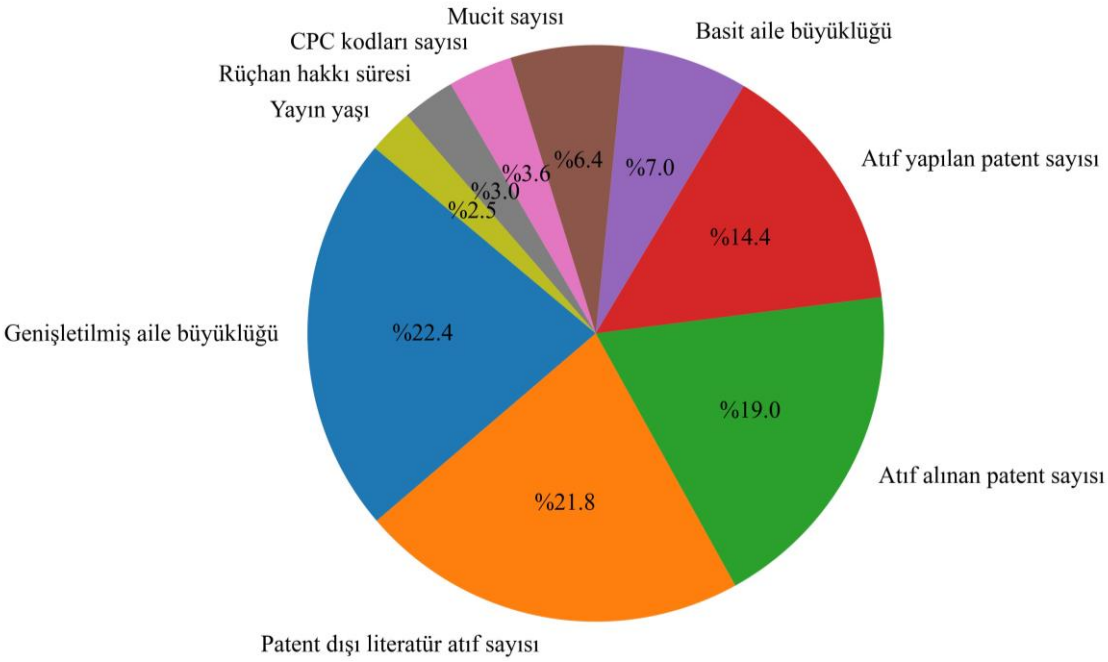
Şekil 4. Kümelere göre patent başlıklarında en sık geçen kelimeler için kelime bulutları
(Word clouds for the most frequently occurring words in the patent titles by clusters)

Tablo 7. Küme isimleri (Names of clusters)

Küme No	Küme Adı	Öne Çıkan Kelimeler
1	Veri Yönetimi ve Uygulamaları	data, storage, database, software, application
2	Blok Zincir ve Dağıtık Ağlar	data, blockchain, network, distributed, information
3	Üretim Kontrol Sistemleri	apparatus, control, manufacturing, data, power
4	Mobil ve Kablosuz Cihazlar	device, network, devices, wireless, mobile
5	Cihazlar ve Veri Taşıma Sistemleri	device, apparatus, container, devices, data
6	Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler	learning, data, machine, cognitive, based
7	Tedarik Zinciri ve İş Verisi	product, supply, data, business, chain
8	Görüntü İşleme ve Otomasyon	data, image, automated, object, information
9	RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri	rfid, tag, identification, frequency, tags
10	Takip ve İzleme Sistemleri	data, tracking, apparatus, monitoring, devices
11	Endüstriyel Kontrol ve Üretim	control, process, industrial, manufacturing, data
12	İş ve Veri Yönetimi	data, information, business, user, supply
13	Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri	data, network, blockchain, distributed, security
14	Veri Depolama ve Güvenlik Sistemleri	data, storage, device, blockchain, security

- *Atıf yapılan patent sayısı (AYPS):* Bir patentin atıf yaptığı önceki patentlerin sayısını ifade eder.
- *Atıf alınan patent sayısı (AAPS):* Bir patentin diğer patentler tara*fından ne sıklıkla atıf aldığını yansıtır.*
- *Patent Dışı Literatür atıf sayısı (PDLAS): Patent başvurusunda atıf yapılan akademik makale, teknik rapor gibi patent dışı kaynakların sayısı, buluşun bilimsel temellere dayanıp dayanmadığını gösterir.*
- *CPC kodu sayısı (CPC): Bir patentin kapsadığı teknolojik alanları belirten CPC kodlarının sayısı, patentin çok yönlülüğünü ve teknoloji alanındaki genişliğini gösterir.*
- *Basit aile büyüklüğü (BAB): Aynı buluş için yapılan başvuruların en basit haliyle kaç farklı ülkede korunduğunu ifade eder.*
- *Genişletilmiş aile büyüklüğü (GAB): Aynı buluşa dayanan tüm başvuruların (farklı ülkelerde veya farklı versiyonlarda) toplam sayısını gösterir, patentin küresel kapsamın*ı yansıtır.
- *Yayın yaşı (YY):* Bir patentin yayım tarihinden itibaren geçen yıl sayısını (patentin olgunluk düzeyini) belirtir.
- *Rüçhan hakkı süresi (RHS):* Patent başvurusunun yapıldığı tarihten yayınlanmasına kadar geçen süre, patentin incelenme ve onay sürecini gösterir.
- *Mucit sayısı (MS):* Bir patentin başvurusunda yer alan mucitlerin sayısını gösterir.

Entropi yöntemi, karar verme süreçlerinde kriter ağırlıklarını belirlemek için kullanılan ve nitelikler arasındaki göreli ağırlıkları hesaplayarak hangi kriterin daha fazla bilgi taşıdığını objektif biçimde ölçen bir tekniktir [65]. Yavuz ve Baki [66] patent değerini etkileyen kriterleri belirlemiş, bu kriterleri Entropi yöntemiyle ağırlıklandırmış ve elde edilen ağırlıkları TOPSIS ile VIKOR yöntemlerinde kullanarak alternatifleri sıralamıştır. Deniz [67] otomotiv sektöründeki patentlerin sıralanmasında MOORA ve ARAS yöntemleri kullanmış ve kriter ağırlıklarını Entropi yöntemiyle belirlemiştir. Huang ve Liu [64] Entropi temelli bir patent kalite değerlendirme modeli geliştirmiş; Zhang *vd.* [68] patentlerin teknolojik inovasyon potansiyelini ölçmek için Entropi tabanlı bir gösterge sistemi geliştirmiştir. Bu çalışmada Entropi yöntemi, patent göstergelerinin önem derecelerini belirlemek amacıyla kullanılmış; farklı ölçeklerdeki göstergeler minimum–maksimum standardizasyonu ile normalize edilerek karşılaştırılabilir hâle getirilmiştir. Şekil 5, patentin teknik, ticari ve yenilikçi değerini belirlemede rol oynayan göstergelerin ağırlıklarını sunmaktadır.



Şekil 5. Patent kalite göstergelerine ait ağırlıklar (Weights of patent quality indicators)

Tablo 8. VIKOR endeksi değerleri (Values of VIKOR index)

Patent Kümesi	S_i	R_i	Q_i	Sıralama
Küme 6	0,119335	0,044152	0,000843	1
Küme 13	0,150619	0,043849	0,019760	2
Küme 9	0,156469	0,086937	0,143237	3
Küme 12	0,259549	0,078818	0,185770	4
Küme 14	0,297508	0,075515	0,200566	5
Küme 5	0,276545	0,110414	0,284340	6
Küme 1	0,297436	0,113771	0,306868	7
Küme 7	0,275464	0,123446	0,319886	8
Küme 8	0,397760	0,106572	0,350221	9
Küme 2	0,354644	0,128839	0,384889	10
Küme 11	0,382556	0,140392	0,434634	11
Küme 3	0,646141	0,201163	0,770055	12
Küme 4	0,705321	0,209848	0,831575	13
Küme 10	0,910963	0,223711	1,000000	14

VIKOR, alternatifleri sıralayan ve "ideal" çözüme en yakın uzlaşma çözümünü belirleyen ünlü ÇKKV yöntemlerinden biridir [69]. Bu yöntem, çelişen kriterler altında en uygun uzlaşma çözümünü belirleyerek karar vericilere destek sağlar [70]. VIKOR yöntemi, pozitif ve negatif ideal noktalar üzerinden, farklı birimlere ve çelişen kriterlere sahip alternatifleri ideal çözüme yakınlıklarına göre sıralar [71]. Entropi-VIKOR metodu literatürde malzeme seçimi [72], kimyasal proses optimizasyonu [73], tedarikçi seçimi [74] ve gelişen endüstrilerin değerlendirilmesi [75] gibi çeşitli alanlarda sıkça kullanılmıştır. Huang ve Liu [67] geriatrik teknoloji için patent kalitesini Entropi metoduyla entegre TOPSIS yaklaşımıyla değerlendirmiştir. Yavuz ve Baki [66] otomotiv sektöründeki bir firmanın patentlerini değerlendirmek amacıyla Entropi metoduyla kriter ağırlıklarını belirleyerek TOPSIS ve VIKOR tekniklerinden faydalanmıştır. Çalışmamızda patent kümelerinin kalitesi Entropi-VIKOR entegre yaklaşımı kullanılarak değerlendirilmiştir. VIKOR metodunun uygulama adımları için Opricovic ve Tzeng [70]'e bakılabilir.

Teknoloji kümelerinin patent kalitesi değerlendirilirken, Entropi yöntemiyle ağırlıklandırılan patent göstergeleri VIKOR tekniğinde kullanılmış; AYPS, AAPS, PDLAS, CPC, BAB, GAB ve MS gibi göstergelerin değerinin artması patent kalitesini olumlu yönde etkileyeceğin bu göstergeler için hesaplamalarda fayda temelli, YY ve RHS gibi kaliteyi azaltan göstergeler için ise maliyet temelli fonksiyonlar esas alınmıştır. Patent kalitesi, belirlenen çok kriterli göstergeler üzerinden hesaplanmış ve her bir patent kümesi için S_i, R_i ve Q_i değerleri hesaplanarak Tablo 8'de verilmiştir. Uzlaşma parametresi literatürde yaygın olarak kullanılan ve grup faydası ile bireysel pişmanlık arasında dengeli bir çözümü ifade eden v = 0.50 değeri esas alınmıştır. Elde edilen Q_i değerlerine göre, patent kümeleri kalite açısından sıralanmış ve ideal çözüme en yakın olan kümeler belirlenmiştir. VIKOR yönteminde Kabul Edilebilir Avantaj ve Kabul Edilebilir Karar Stabilitesi koşulları sağlanamamıştır. Bu durum, en iyi iki alternatifin belirgin bir üstünlük sağlayamadığını ve karar stabilitesinin tam olarak sağlanamadığını göstermektedir. Ancak bu çalışmanın amacı tek bir alternatif seçmek değil teknoloji kümelerini patent kalitesi açısından sıralamak olduğundan, bu durum elde edilen sıralamanın geçerliliğini etkilememektedir.

Ayrıca VIKOR yönteminde uzlaşma parametresi v için 0,25, 0,50 ve 0,75 senaryoları tüm alternatifler dikkate alınarak karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 9'da verilmiş olup, farklı v değerleri altında ortalama sıra farklarının 1'in oldukça altında kaldığını ve

alternatiflerin büyük çoğunluğunda sıralamaların korunduğunu göstermektedir. En uç senaryo olan v = 0,25 ve v = 0,75 karşılaştırmasında dahi maksimum sıra farkının 2 ile sınırlı kalması, önerilen yaklaşımın parametre seçimine karşı yüksek düzeyde kararlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 9. Farklı v parametreleri için sıra farkları özeti
(Summary of rank differences for different v parameters)

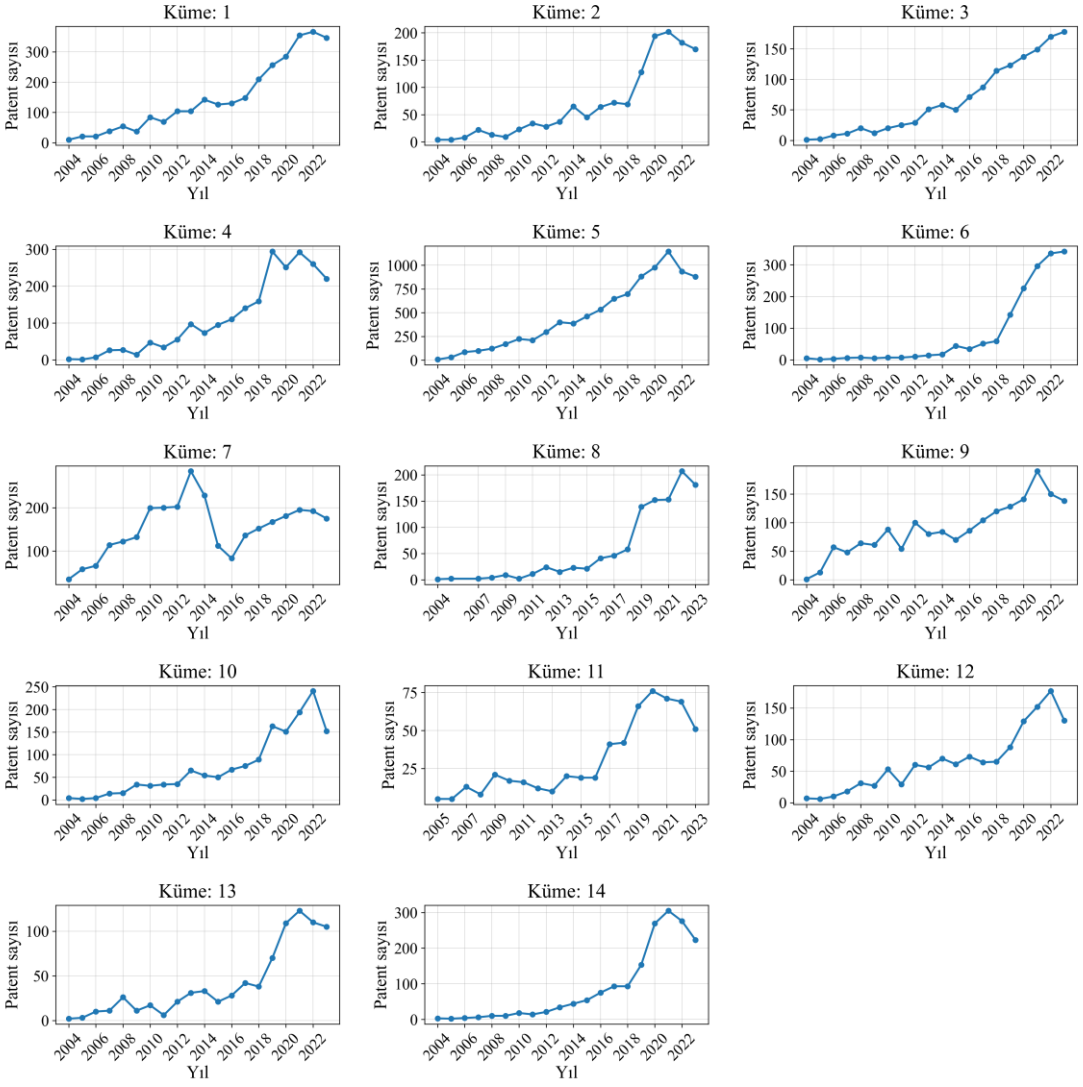
v karşılaştırması	Ortalama Sıra Farkı	Maksimum Sıra Farkı	Sıra Farkı ≤ 1 Oranı
0,25 – 0,50	0,4285	2	% 85,7142
0,50 – 0,75	0,2857	1	% 100,0000
0,25 – 0,75	0,7142	2	% 71,4285

VIKOR değerlendirmesi sonucunda, en yüksek patent kalitesine Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler kümesi sahip olmuş, düşük Q_i değeri bu kümedeki patentlerin teknik yenilik ve ticari potansiyel açısından ideale en yakın olduğunu göstermiştir. Bunu sırasıyla Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri ile RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri kümeleri izlerken, en yüksek Q_i değerine sahip Takip ve İzleme Sistemleri ile Mobil ve Kablosuz Cihazlar kümeleri diğerlerine kıyasla daha düşük kalite düzeyi sergilemiştir; bu sıralamaya göre ilk üç küme ileriye dönük Ar-Ge ve yatırım faaliyetleri açısından kritik alanlar olarak öne çıkmaktadır.

4.4. Teknoloji Trend Analizi (Technological Trend Analysis)

Teknoloji trend analizi, ortaya çıkan teknolojilerde fırsat ve rekabeti anlamak ve gelecekteki gelişmeleri öngörmek için kritik bir yöntemdir; patent dokümanları ise teknik ve ekonomik açıdan zengin içerikleriyle teknolojik eğilimlerin analizinde önemli bir kaynak sunar [5]. Bu çalışmada, patent kümeleme ile elde edilen tedarik zinciri teknoloji kümeleri zaman serileri analiziyle incelenmiş ve Şekil 6'da her kümedeki patent sayısının yıllar içindeki trendi sunulmuştur. Bulgular, kümelerin farklı büyüme dinamikleri sergilediğini; özellikle 6. Küme (Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler), 5. Küme (Cihazlar ve Veri Taşıma Sistemleri) ile 3. Küme (Üretim Kontrol Sistemleri) kümelerinin yüksek büyüme potansiyeline sahip olduğunu, 7. Küme (Tedarik Zinciri ve İş Verisi) kümesinin ise inovasyonda doygunluk eğilimi gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Zaman serisi kronolojik olarak sıralanmış bir gözlem dizisi olmakla birlikte zaman içindeki değişiklikleri değerlendirmek için sıklıkla kullanılır [76]. ARIMA modellemesi, veriye dayalı esnek bir yaklaşımdır ve otokorelasyon fonksiyonlarıyla zaman serisinin yapısını analiz ederek trend ve döngüleri ortaya çıkarır [77]. Ayrıca patent verisi ile teknoloji tahmini çalışmaları için literatürde ARIMA metodunun sıklıkla kullanıldığı görülmüştür [78, 79, 80, 81]. Bu çalışmada ARIMA modeli Entropi–VIKOR yöntemi ile patent



Şekil 6. Kümeler bazında teknoloji trend analizi (Technological trend analysis by clusters)

kalitesini gösteren kriterler açısından önceden değerlendirilmiş ve seçilmiş teknoloji kümelerinin zaman içindeki niceliksel gelişimini tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Şekil 7'de bu üç kümenin patent sayılarındaki yıllık gelişim gözlemlenmektedir.

ARIMA modelinin tahmin performansı ise zaman serisi yapısına uygun çapraz doğrulama yaklaşımı kullanılarak değerlendirilmiştir. Tüm doğrulama adımlarında elde edilen tahminler üzerinden Kök Ortalama Karesel Hata (Root Mean Square Error, RMSE), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error, MAE) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) metriklerinin ortalama değerleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar olup Tablo 10'da gösterilmiş olup, küme bazlı patent zaman serilerinde MAPE değerlerinin %10–15 aralığında olması, literatürde iyi düzeyde tahmin doğruluğuna işaret etmektedir. Genel olarak sonuçlar, ARIMA modelinin küme bazlı patent zaman serilerinde güvenilir bir tahmin aracı olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 10. ARIMA tahmin uygulaması için performans metrikleri (Performance metrics for the ARIMA forecasting application)

Patent Kümesi	RMSE	MAE	MAPE
Küme 6	37,0991	36,5079	12,6668
Küme 13	40,1992	38,8687	14,4856
Küme 9	27,6171	22,6691	14,3220

Küme 6 için 2004-2016 yılları arasında patent sayılarında nispeten yavaş ve dalgalı bir artış yaşanırken, 2017 yılından itibaren belirgin bir ivme kazanılmıştır. 2018-2020 yılları arasında patent sayısında dikkat çekici bir yükseliş görülmüş ve bu artış 2020 yılında zirveye ulaşmıştır. 2021-2023 yılları arasında ise patent sayıları yüksek seviyede kalmaya devam etmiş, ancak artış hızı stabil bir hale gelmiştir. 2024 ve sonrası için yapılan tahminler, patent sayılarında düzenli bir artışın devam edeceğini öngörmektedir. Bu eğilim, makine öğrenmesi ve bilişsel sistemlerin giderek daha fazla önem kazandığını ve teknolojik inovasyonların bu alanlarda yoğunlaşacağını göstermektedir. Bu teknolojilere olan ilginin artarak süreceği ve sektörlerdeki etkisinin büyümeye devam edeceği açık bir şekilde görülmektedir. Küme 13 için ağ güvenliği ve blok zinciri teknolojilerine olan ilginin artarak devam edeceği öngörülmektedir. Bu büyüme, dijital güvenliğe olan ihtiyacın artması, blok zinciri tabanlı sistemlerin yaygınlaşması ve siber güvenliğin önemiyle doğrudan ilişkilendirilebilir. 2020 sonrası yaşanan kısa süreli düşüşe rağmen, uzun vadede bu alanda patent başvurularının artması beklenmektedir. Küme 9 için 2020 yılına kadar bir artış görülse de 2021'den itibaren bir düşüş yaşanmıştır. Bu düşüş küresel çip krizi veya tedarik zinciri sorunları gibi dış etkenlerle açıklanabilir. Ancak, tahmine göre 2024 sonrası için öngörülen artış, RFID ve kimlik tanıma sistemlerine olan talebin tekrar ivme kazandığını göstermektedir. Bu, güvenlik, lojistik ve perakende sektörlerinde artan dijitalleşme ve otomasyon ihtiyacından kaynaklanmaktadır.

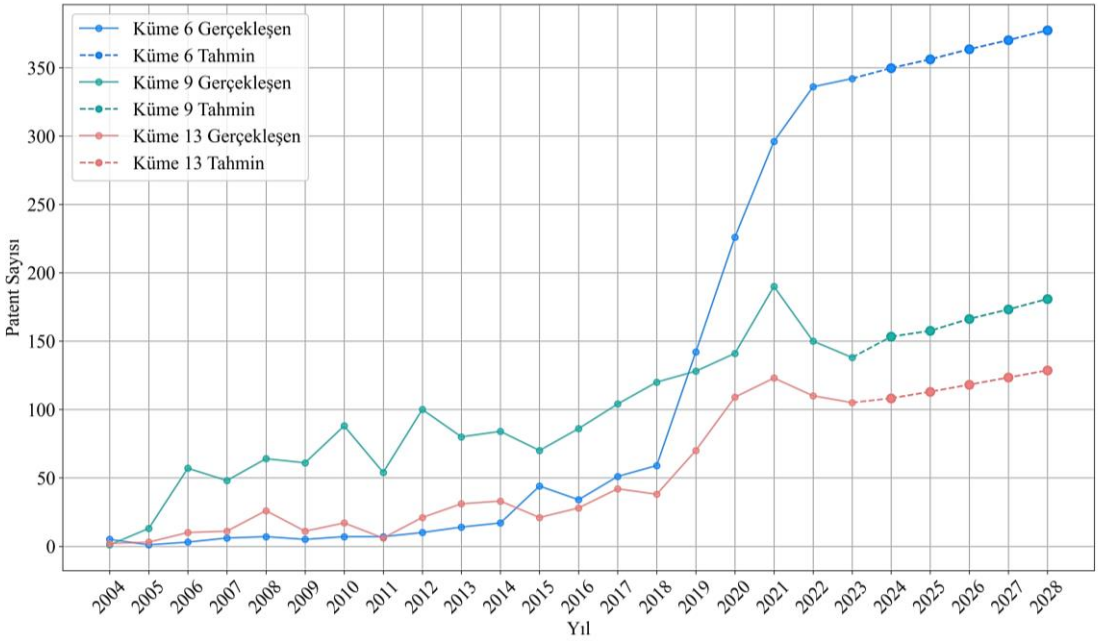
Şekil 8'de, Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler (Küme 6), RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri (Küme 9) ve Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri (Küme 13) kümelerinin patent sayıları arasındaki farkların yıllara göre nasıl değiştiğini göstermektedir. Şekile göre 2004-2018 yılları arasında Küme 6 ve Küme 9 arasındaki fark dalgalı bir seyir izlemiş, ancak genel olarak negatif bölgede seyretmiştir. 2018'den sonra ise fark hızla artmış ve 2020 itibarıyla Küme 6 daha fazla patent almaya başlamıştır. Küme 9 ve Küme 13 arasında 2004-2023 yılları arasında nispeten istikrarlı bir fark görülmektedir. 2018 sonrası fark hafif artış gösterse de büyük bir sıçrama yaşanmamıştır. Bu da her iki kümenin benzer hızda büyüdüğünü göstermektedir. Küme 6 ve Küme 13 arasında 2018'den sonra belirgin bir artış görülmüş ve 2021'den itibaren büyük bir sıçrama yaşanmıştır. Bu durum, Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler kümesindeki patent sayısının, Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri kümesine kıyasla çok daha hızlı arttığını göstermektedir.

Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler kümesi, son yıllarda diğer iki kümeye kıyasla en hızlı büyüyen alan olmuştur. Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri ile RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri nispeten dengeli bir büyüme göstermiş, ancak bu iki kümenin büyüme oranı Makine Öğrenmesi kadar güçlü olmamıştır. 2020 sonrası özellikle Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler kümesinin güçlü yükselişi, bu teknolojinin tedarik zinciri yönetimi ve otomasyon alanlarında giderek daha fazla benimsenmeye başladığını göstermektedir.

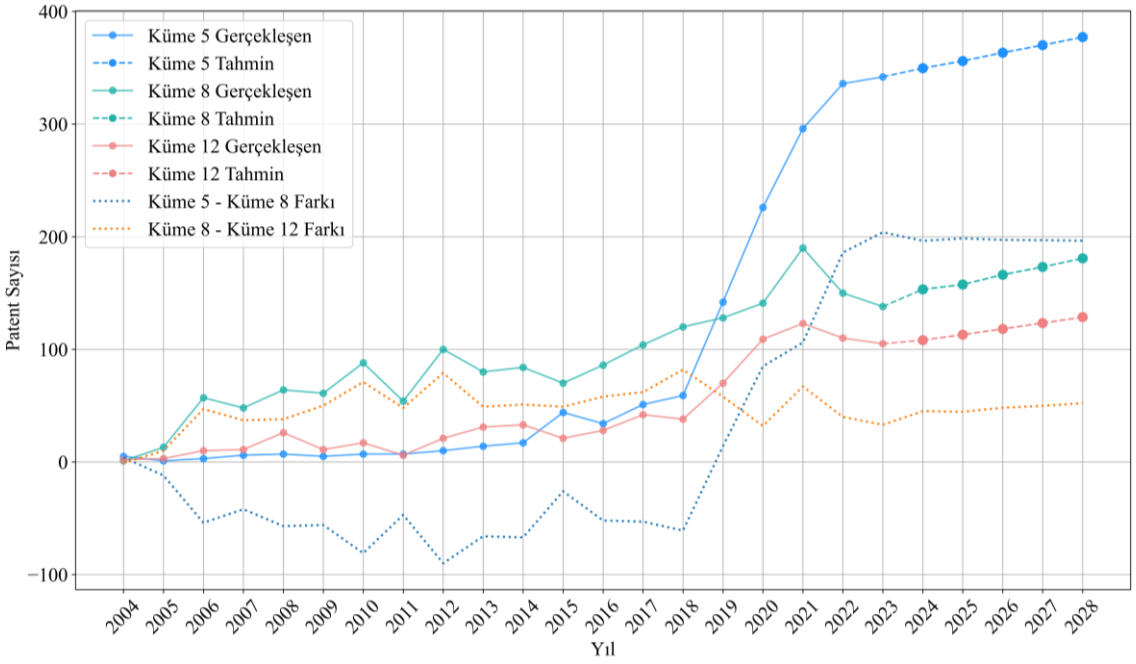
5. Sonuçlar ve Tartışmalar (Conclusions and Discussions)

5.1. Bulguların Özeti (Summary of Findings)

Bu çalışma, Lens.org veri tabanından elde edilen ve son 20 yılda tescillenmiş 32.578 adet tedarik zinciri teknolojileriyle ilişkili patentin



Şekil 7. Gelecek yıllar için patent sayısı tahmini (Forecast of the number of patents for the coming years)



Şekil 8. Yıllara göre kümeler arasındaki patent sayısı farkları (Patent count differences between clusters by year)

kapsamlı analizine dayanmaktadır. K-means kümeleme algoritması sonucunda patentler 14 farklı teknoloji kümesine ayrılmış ve bu kümeler, patent başlıklarında en sık geçen anahtar kavramlar üzerinden tematik olarak tanımlanmıştır. Elde edilen kümeler, yalnızca konu başlıkları bakımından değil; aynı zamanda atıf yoğunluğu, teknoloji çeşitliliği ve patent aile büyüklüğü gibi temel patent göstergeleri açısından da belirgin biçimde ayrışmaktadır.

Entropi yöntemi ile belirlenen kriter ağırlıkları, patent kalitesinin özellikle atıf temelli göstergeler ve teknoloji kapsamı üzerinden şekillendiğini ortaya koymaktadır. Bu çerçevede uygulanan VIKOR analizi, "Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler", "Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri" ile "RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri" kümelerinin hem grup faydası hem de bireysel pişmanlık ölçütleri bakımından öne çıktığını göstermiştir. Bu sonuç, söz konusu teknolojilerin tedarik zinciri alanında daha olgun, yaygın ve yüksek etkiye sahip çözümleri temsil ettiğine işaret etmektedir.

ARIMA modeli ile gerçekleştirilen küme bazlı zaman serisi tahminleri, kalite açısından öne çıkan bu teknoloji kümelerinde patent üretiminin önümüzdeki yıllarda da artış eğilimini sürdüreceğini göstermektedir. Bulgular, yalnızca mevcut teknolojik etkinin değil, aynı zamanda gelecekteki yenilik potansiyelinin de belirli kümelerde yoğunlaştığını ortaya koymakta; tedarik zinciri teknolojilerindeki dönüşümün veri temelli bir çerçevede izlenebileceğini göstermektedir.

5.2. Alana Katkı (Contribution to the Field)

Patentlerin kalitesini ve teknolojilerin gelecekteki yönelimlerini belirlemek için patent analizi, makine öğrenmesi, çok kriterli karar verme ve zaman serileri analizi yaklaşımlarını içeren bütünleşik bir yaklaşım önerilmiştir. Patentometri, K-means kümeleme, TF-IDF, VIKOR ve ARIMA tekniklerini içeren bu yaklaşım teknoloji dinamiklerini anlamada literatüre önemli bir katkı sağlamaktadır. Literatürde tedarik zincirine yönelik patentlerin kalitesinin ve teknolojik yönelimlerinin nasıl analiz edileceğine dair çalışmalar sınırlı olmakla birlikte, araştırmamız önerilen yenilikçi bütünleşik yaklaşımıyla bu boşluğu doldurmaktadır.

5.3. Pratik Uygulamalar (Practical Implications)

Bulgular, tedarik zinciri teknolojilerinde özellikle "Makine Öğrenmesi ve Bilişsel Sistemler", "Ağ Güvenliği ve Blok Zinciri" ve "RFID ve Kimlik Tanıma Sistemleri" gibi alanlara yönelik Ar-Ge yatırımlarının arttırılması gerektiğini vurgulamaktadır. Bu alanlara yapılan yatırımlar, lojistik ve depolama süreçlerinde RFID tabanlı izleme sistemlerinin yaygınlaştırılması ve tedarik zinciri optimizasyonu, talep planlama ve stok yönetimi gibi süreçlerde makine öğrenmesi ve yapay zekâ tabanlı modellerin test edilmesi ile verimliliği artırabilir. Teknolojik yönelimlere odaklanan stratejik kararlar, şirketlerin rekabet avantajı elde etmesine yardımcı olabilir.

5.4. Gelecek Çalışma Önerileri (Future Research Suggestions)

Çalışmada kullanılan patent verileri belirli bir veri tabanı ve son 20 yıl sınırlı olmakla birlikte, çalışma tedarik zinciri teknolojilerine özgüdür. Gelecek çalışmalarda, daha geniş veri tabanları ve farklı teknoloji alanları da dikkate alınabilir. Farklı veri tabanlarından patent verileri toplanarak, farklı teknoloji alanlarına uygulama yapılabilir. K-means algoritmasından farklı kümeleme yöntemleri denenerek sonuçların karşılaştırılabilir. Gelecekteki patent sayısı tahmini için makine öğrenmesi tabanlı tahmin yöntemleri denenebilir. Bu çalışmanın sonuçları, tedarik zinciri teknolojilerinde karar vericilere stratejik bir yol haritası sunmakta olup, gelecekte yapılacak çalışmalar farklı endüstrilere yönelik patent analizi ve sektörel bazda teknoloji trendlerinin karşılaştırmalı analizi ile genişletilebilir.

Teşekkür (Acknowledgement)

Bu çalışma, TÜBİTAK 2244 Sanayi Doktora Programı kapsamında 119C064 numaralı proje ile desteklenmiştir. Yazarlar, desteklerinden dolayı TÜBİTAK Bilim İnsanı Destek Programları Başkanlığı'na (BİDEB) ve üniversite-sanayi iş birliği ortağı olan TOFAŞ Türk Otomobil Fabrikası A.Ş.'ye teşekkür eder. Yazar Semih Kansu, bu çalışmanın Yıldız Teknik Üniversitesi'nde doktora derecesinin gerekliliklerinden birinin yerine getirilmesi amacıyla sunulduğunu beyan etmektedir.

Kaynaklar (References)

1. Abbas, A., Zhang, L., Khan, S. U., A literature review on the state-of-the-art in patent analysis, World Patent Information, 37, 3-13, 2014.
2. Mogee, M. E., Using Patent Data for Technology Analysis and Planning, Research-Technology Management, 34 (4), 43-49, 1991.
3. Ozcan, S., Unalan, S., Blockchain as a General-Purpose Technology: Patentometric Evidence of Science, Technologies, and Actors, IEEE Trans Eng Manag, 69 (3), 792-809, 2022.
4. Pivar, J., Vugec, D. S., Patent Analysis-Systematic Literature Review on Methodology and Technological Fields, 2024 47th ICT and Electronics Convention, MIPRO 2024-Proceedings, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Opatija, Croatia, 988-993, 20-24 Mayıs, 2024.
5. Yang, C., Zhu, D., Zhang, G., Semantic-based technology trend analysis, 10th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering, ISKE 2015, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 222-228, Ocak, 2016.
6. Huang, S. M., Yen, D. C., Yan, T. J., Yang, Y. T., An Intelligent Mechanism to Automatically Discover Emerging Technology Trends: Exploring Regulatory Technology, ACM Trans Manag Inf Syst, 13 (2), 2021.
7. Segev, A., Jung, C., Jung, S., Analysis of technology trends based on big data, 2013 IEEE International Congress on Big Data, Silicon Valley, CA, USA, 6-9 Ekim, 419–420, 2013.
8. Kim, J., Yoon, J., Park, E., Choi, S., Patent document clustering with deep embeddings, Scientometrics, 123 (2), 563-577, 2020.
9. Buzard, K., Carlino, G. A., Hunt, R. M., Carr, J. K., Smith, T. E., Localized knowledge spillovers: Evidence from the spatial clustering of R&D labs and patent citations, Reg Sci Urban Econ, 81, 103490, 2020.
10. Tseng, Y. H., Lin, C. J., Lin, Y. I., Text mining techniques for patent analysis, Inf Process Manag, 43 (5), 1216-1247, 2007.
11. Huang, S. H., Ke, H. R., Yang, W. P., Structure clustering for Chinese patent documents, Expert Syst Appl, 34 (4), 2290-2297, 2008.
12. Dereli, T., Durmuşoğlu, A., Classifying technology patents to identify trends: Applying a fuzzy-based clustering approach in the Turkish textile industry, Technol Soc, 31 (3), 263-272, 2009.
13. Dereli, T., Baykasoğlu, A., Durmuşoğlu, A., Durmuşoğlu, Z. D. U., Enhancing technology clustering through heuristics by using patent counts, Expert Syst Appl, 38 (12), 15383-15391, 2011.
14. Jun, S., Park, S. S., Jang, D. S., Document clustering method using dimension reduction and support vector clustering to overcome sparseness, Expert Syst Appl, 41 (7), 3204-3212, 2014.
15. Xie, Y., Hu, X., Zhang, Y., Li, S., Unsupervised keyword extraction method based on Chinese patent clustering, 10th IEEE International Conference on Big Knowledge, ICBK 2019, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Beijing, China, 302-309, 10-11 Kasım, 2019.
16. Han, H., Yu, Y., Wang, L., Zhai, X., Ran, Y., Han, J., Disambiguating USPTO inventor names with semantic fingerprinting and DBSCAN clustering, Electronic Library, 37 (2), 225-239, 2019.
17. Suh, J. W., Sohn, S. Y., Lee, B. K., Patent clustering and network analyses to explore nuclear waste management technologies, Energy Policy, 146, 111794, 2020.
18. Skripnikova, T., Aras, H., Weißhaar, A., Blank, S., Zorn, H. P., Semantic views — Interactive hierarchical exploration for patent landscaping, World Patent Information, 65, 102043, 2021.
19. Ramadhani, P. A., Wibawa, A. D., Endroyono, ICT Evolution Map Based on Indonesian Patent Documents Using Text Clustering Analysis, 6th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering: Applying Data Sciences and Artificial Intelligence Technologies for Environmental Sustainability, ICITISEE 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 109-114, 13-14 Aralık, 2022.
20. Wambsganss, A., Tomidei, L., Sick, N., Salomo, S., Ben Miled, E., Machine learning-based method to cluster a converging technology system: The case of printed electronics, World Paten Information, 78, 102301, 2024.
21. [21] Chang, A. C., Lin, J. S., Exploring technological applications through LDA-based patent mining: A metaverse ontology construction, World Patent Information, 79, 102314, 2024.
22. Mazaheri, M., Bonnin Roca, J., Markus, A., Tur, E. M., Walrave, B., Maturity assessment of green patent clusters: Methodological implications, Technol Forecast Soc Change, 209, 123813, 2024.
23. Kahraman, S. Y., Durmuşoğlu, A., Dereli, T., Patent classification with pre-trained Bert model, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 39 (4), 2484–2496, 2024.
24. Trappey, A. J. C., Trappey, C. V., Wu, C. Y., Lin, C. W., A patent quality analysis for innovative technology and product development, Advanced Engineering Informatics, 26 (1), 26-34, 2012.
25. Van Pottelsberghe La Potterie, B., The quality factor in patent systems, Bruegel, Brussels, 2010/03, 2010. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://hdl.handle.net/10419/77977
26. Higham, K. W., De Rassenfosse, G., Jaffe, A. B., Patent Quality: Towards a Systematic Framework for Analysis and Measurement, Cambridge, 27598, 2020. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: http://www.nber.org/papers/w27598
27. Squicciarini, M., Dernis, H., Criscuolo, C., Measuring Patent Quality: Indicators of Technological and Economic Value, Paris, 2013/03, 2013.
28. Lin, H., Wang, H., Du, D., Wu, H., Chang, B., Chen, E., Patent quality valuation with deep learning models, Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), Springer Verlag, 474-490, 2018.
29. Zhang, L., Li, Q., Yu, J., Patent Quality Evaluation Model Based on Hesitant Fuzzy Soft Set, 24th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management 2018, Springer Singapore, 621-628, 2019.
30. Hain, D. S., Jurowetzki, R., Buchmann, T., Wolf, P., A text-embedding-based approach to measuring patent-to-patent technological similarity, Technol Forecast Soc Change, 177, 2022.
31. Yang, Y., Rapid Patent Quality Evaluation Method Based on Big Data Analysis: Chinese Invention Patentsas Sample, Advances in Economics, Management and Political Sciences, 7 (1), 343-349, 2023.
32. Erdoğan, Z., Altuntas, S., Dereli, T, Predicting Patent Quality Based on Machine Learning Approach, IEEE Trans Eng Manag, 71, 3144-3157, 2024.
33. Dereli, T., Durmuşoğlu, A., Alerting companies through on-line patent trend analysis, Cybern Syst, 41(5), 371-390, 2010.
34. Wilson, R. M., Patent Analysis using Online Databases Technological Trend Analysis, World Patent Information, 9 (1), 18-26, 1987.
35. Bigwood, M. P., Patent Trend Analysis: Incorporate Current Year Data, World Patent Information, 19 (4), 243-249, 1997.
36. Shih, M. J., Liu, D. R., Hsu, M. L., Discovering competitive intelligence by mining changes in patent trends, Expert Syst Appl, 37 (4), 2882-2890, 2010.
37. Smith, M., Agrawal, R., A Comparison of Time Series Model Forecasting Methods on Patent Groups, Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference, North Carolina, USA, 25-26 Nisan, 2015.
38. Hao, X., Xie, N., Sun, W., Analyzing Technology Development Trend Based on Patent Data, The 2016 3rd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI 2016), Shanghai, China, 19-21 Kasım, 2016.
39. Malpure, D., Botre, Y., Bhansali, D., Bhagi, R., Wagh, K. K., International Journal of Computer Science and Mobile Computing Patent Trend Analysis and Future Prediction, 2017. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: www.ijcsmc.com
40. You, H., Li, M., Hipel, K. W., Jiang, J., Ge, B., Duan, H., Development trend forecasting for coherent light generator technology based on patent citation network analysis, Scientometrics, 111 (1), 297-315, 2017.
41. Mutlu N.G., Altuntaş S., Monitoring technological changes with statistical control charts based on patent data, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 36 (4), 1875–1892, 2021.
42. Noh, H., Jo, Y., Lee, S., Keyword selection and processing strategy for applying text mining to patent analysis, Expert Syst Appl, 42 (9), 4348-4360, 2015.
43. Sokmen, N., Petrov, A. E., Forecasting of Radar Technologies Using Patent Information, 15th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies, AICT 2021, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 13-15 Ekim, 2021.
44. Tarazi, A., Comparative Analysis of the Bibliographic Data Sources Using PubMed, Scopus, Web of Science, and Lens, High Yield Medical Reviews, 2 (1), 2024.
45. Shokouhyar, S., Maghsoudi, M., Khanizadeh, S., Jorfi, S., Analyzing supply chain technology trends through network analysis and clustering techniques: a patent-based study, Ann Oper Res, 341, 313-348, 2024.

46. Kang, H., The prevention and handling of the missing data, Korean J Anesthesiol, 64 (5), 402-406, 2013.

47. Adams, S., Comparing the IPC and the US classification systems for the patent searcher, World Patent Information, 23, 15-23, 2001.

48. Prasad, R., Searching bioremediation patents through Cooperative Patent Classification (CPC), Rev Environ Health, 31 (19), 53-56, 2016.

49. Leydesdorff, L., Kogler, D. F., Yan, B., Mapping patent classifications: portfolio and statistical analysis, and the comparison of strengths and weaknesses, Scientometrics, 112 (3), 1573-1591, 2017.

50. Dash, M., Koot, P. W., Feature Selection for Clustering", içinde Encyclopedia of Database Systems, Editör: Liu, L, Özsu, M. T., Boston, MA: Springer, 2009.

51. Kim, G., Bae, J., A novel approach to forecast promising technology through patent analysis, Technol Forecast Soc Change, 117, 228-237, 2017.

52. Nam, S., Kim, K., Monitoring Newly Adopted Technologies Using Keyword Based Analysis of Cited Patents, IEEE Access, 5, 23086-23091, 2017.

53. Pujari, S. C., Mantiuk, F., Giereth, M., Strötgen, J., Friedrich, A., Evaluating Neural Multi-Field Document Representations for Patent Classification, 2022. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.cooperativepatentclassification.org

54. Landau, S., Chis Ster, I., Cluster Analysis: OverviewInternational Encyclopedia of Education, Third Edition, Elsevier, 72-83, 2009.

55. Rokach, L., Maimon, O., Clustering Methods, içinde Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, Springer-Verlag, 321-352, 2006.

56. Chong, B., K-means clustering algorithm: a brief review, Academic Journal of Computing & Information Science, 4 (5), 37-40, 2021.

57. Anuranjana, Mittas, N., Mehrotra, D., Clustering the patent data using K-means approach, Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer Verlag, 639-645, 2019.

58. Sinaga, K. P., Yang, M. S., Unsupervised K-means clustering algorithm, IEEE Access, 8, 80716-80727, 2020.

59. Chicco, D., Campagner, A., Spagnolo, A., Ciucci, D., Jurman, G., The Silhouette coefficient and the Davies-Bouldin index are more informative than Dunn index, Calinski-Harabasz index, Shannon entropy, and Gap statistic for unsupervised clustering internal evaluation of two convex clusters, PeerJ Computer Science, 11, e3309, 2025.

60. Gagolewski, M., Bartoszuk, M., Cena, A., Are cluster validity measures (in) valid?, Information Sciences, 581, 620–636, 2021.

61. Rousseeuw, P. J., Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis, Journal of Computational and Applied Mathematics, 20, 53-65, 1987.

62. Efron, B., Tibshirani, R., An Introduction to Bootstrap, 1st ed., 2, Chapman and Hall/CRC, New York, 1994.

63. Hubert, L., Arabic, P., Comparing Partitions, Journal of Classifications, 2, 193-218, 1985.

64. Lu-cheng, H., Liu, C., Patent Quality Evaluation with Entropy Weight Method and Improved TOPSIS: The Case of Geriatric Technology, 2018 International Conference on Management Science & Engineering (25th), Frankfurt, Germany: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 260, Ağustos, 2018.

65. Chen, C. H., A hybrid multi-criteria decision-making approach based on anp-entropy topsis for building materials supplier selection, Entropy, 23 (12), 1597, 2021.

66. Yavuz, N., Baki, B., Patent değerlerinin çok kriterli karar verme yöntemleri ile sıralanması: Otomotiv sektöründe bir uygulama, Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Dergisi, 9, 27-52, 2019.

67. Deniz, N., Teknoloji yönetiminde MOORA ve ARAS çok ölçütlü karar verme teknikleri ile patent değerleme, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 64, 191-207, 2020.

68. Zhang, Y., Qian, Y., Huang, Y., Guo, Y., Zhang, G., Lu, J., An entropy-based indicator system for measuring the potential of patents in technological innovation: rejecting moderation, Scientometrics, 111 (3), 1925-1946, 2017.

69. Gul, M., Celik, E., Aydin, N., Taskin Gumus, A., Guneri, A. F., A state of the art literature review of VIKOR and its fuzzy extensions on applications, Applied Soft Computing, 46, 60-89, 2016.

70. Opricovic, S., Tzeng, G. H., Extended VIKOR method in comparison with outranking methods, European Journal of Operations Research, 178 (29), 514-529, 2007.

71. Chatterjee, P., Chakraborty, S., A comparative analysis of VIKOR method and its variants, Decision Science Letters, 5 (4), 469-486, 2016.

72. Dev, S., Aherwar, A., Patnaik, A., Material Selection for Automotive Piston Component Using Entropy-VIKOR Method, Silicon, 12, 155-169, 2020.

73. Fajdek-Bieda, A., Using Entropy-VIKOR method in chemical processes optimization, Procedia Computer Science, Elsevier B.V., 4208-4217, 2021.

74. Shemshadi, A., Shirazi, H., Toreihi, M., Tarokh, M. J., A fuzzy VIKOR method for supplier selection based on entropy measure for objective weighting, Expert Syst Appl, 38 (10), 12160-12167, 2011.

75. Zheng, Q., Chen, K., Kong, D., Liang, J., Wu, J., A Selection Model of Strategic Emerging Industries in Fujian Based on Entropy-VIKOR Algorithm, Discrete Dyn Nat Soc, Discrete Dynamics in Nature and Society, 2021, 2021.

76. Donatelli, R. E., Park, J. A., Mathews, S. M., Lee, S. J., Time series analysis, Statistics and Research Design, 161 (4), 605-608, 2022.

77. Ho, S. L., Xie, M., The use of ARIMA models for reliability forecasting and analysis, Computers and Industrial Engineering, 35 (1-2), 213-216, 1998.

78. Kwon, K., Jun, S., Lee, Y. J., Choi, S., Lee, C. Logistics technology forecasting framework using patent analysis for technology roadmap, Sustainability, 14 (9), 5430, 2022.

79. Lee, Y.-J., Han, Y. J., Kim, S.-S., Lee, C. Patent Data Analytics for Technology Forecasting of the Railway Main Transformer, Sustainability, 15 (1), 278, (2023).

80. Smith, M., Agrawal, R. A Comparison of Time Series Model Forecasting Methods on Patent Groups. MAICS, 1353, 167-173, 2015.

81. Meral H., Özdemir Y.E., Akbay C., Forecasting patent trends in the agricultural sector using the ARIMA model: A case study of IPC A01 class, Turkish Journal of Agricultural and Natural Sciences, 12 (4), 1056-1067, 2025.

82. Altuntas, S., Erdogan, Z., Dereli, T. A clustering-based approach for the evaluation of candidate emerging technologies. Scientometrics 124, 1157–1177, 2020.

83. Altuntaş, F., Yilmaz,M.K., Patent analizi ile teknoloji ağlarının oluşturulması, Girişimcilik ve İnovasyon Yönetimi Dergisi, 6 (2), 97-129, 2017.